

工学硕士学位论文

人脸图像的复原与识别算法研究

张亚洲

哈尔滨理工大学

2015 年 3 月

哈尔滨理工大学硕士学位论文原创性声明

本人郑重声明：此处所提交的硕士学位论文《人脸图像的复原与识别算法研究》，是本人在导师指导下，在哈尔滨理工大学攻读硕士学位期间独立进行研究工作所取得的成果。据本人所知，论文中除已注明部分外不包含他人已发表或撰写过的研究成果。对本文研究工作做出贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式注明。本声明的法律结果将完全由本人承担。

作者签名：张亚洲 日期：2015年 3月 13日

哈尔滨理工大学硕士学位论文使用授权书

《人脸图像的复原与识别算法研究》系本人在哈尔滨理工大学攻读硕士学位期间在导师指导下完成的硕士学位论文。本论文的研究成果归哈尔滨理工大学所有，本论文的研究内容不得以其他单位的名义发表。本人完全了解哈尔滨理工大学关于保存、使用学位论文的规定，同意学校保留并向有关部门提交论文和电子版本，允许论文被查阅和借阅。本人授权哈尔滨理工大学可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文，可以公布论文的全部或部分内容。

本学位论文属于

保密 ☐，在 年解密后适用授权书。

不保密 ☒。

(请在以上相应方框内打√)

作者签名：张亚洲 日期：2015年 3月 13日

导师签名：王小玉 日期：2015年 3月 13日

国内图书分类号：TP391

工学硕士学位论文

人脸图像的复原与识别算法研究

硕 士 研 究 生： 张亚洲

导 师： 王小玉

申请学位级别： 工学硕士

学 科 、 专 业： 软件工程

所 在 单 位： 计算机科学与技术学院

答 辩 日 期： 2015 年 3 月

授予学位单位： 哈尔滨理工大学

Classified Index: TP391

Dissertation for the Master Degree in Engineering

Research on Face Image Restoration and Recognition Algorithms

Candidate:	Zhang Yazhou
Supervisor:	Wang Xiaoyu
Academic Degree Applied for:	Master of Engineering
Specialty:	Software Engineering
Date of Oral Examination:	March, 2015
University:	Harbin University of Science and Technology

人脸图像的复原与识别算法研究

摘 要

由于受到外界多种因素的影响,人脸图像在物理设备收集过程中,常常造成人脸图像质量的下降,表现为人脸模糊,人脸噪声等。但是人脸识别,人脸检测等领域中,又需要清晰的,质量相对较高的人脸,因此,人脸复原成为我们研究人脸识别的基础课题。人脸识别是一项具有重大理论意义和实际应用价值的课题,如何利用计算机克服自然场景中的人脸的姿态变化和光噪影响,进而精确的检测识别出人脸图像,成为了目前图像领域的热门问题。

本文大致介绍了目前人脸图像复原和检测识别的研究背景,剖析了人脸图像复原和识别算法的国内外研究现状,对一些常用的经典人脸复原和识别算法进行了介绍和分析,然后本文以超低分辨率的人脸图像和自然场景下的人类图片为主要研究对象,提出了超低分辨率的人脸图像重构以及自然场景下的人脸检测和识别的课题和可行性方法。主要研究内容如下:

1. 基于 DCT 的超低分辨率人脸复原

本文给出了超低分辨率人脸复原问题的解释,并介绍了 DCT 复原人脸的思想和过程,在此基础上详述了本文的改进算法和框架,给出了详细的复原过程,完成了实验验证和结果分析。

2. 基于多块局部二值模式特征的脸部检测

本文简单介绍了多块局部二值模式特征及等价模式的定义,详述了利用 Adaboost 算法构造分类器的过程,在此基础上,提出了基于模板匹配的眼睛定位的级联检测系统和框架,通过结合网络渠道和 MIT 的人脸库的数据,完成了本文的实验验证和分析。

3. 基于多块局部二值模式特征的脸部识别

最后,本文介绍了归一化人脸方法,概述了人脸识别的多类问题,利用前一部分 Adaboost 思想构造同样的分类器,应用多块局部二值模式特征于人脸识别研究之中,其实验结果与传统的 LBP 和 PCA 方法进行了比较,表明了我们算法的优秀。

关键词 人脸复原;人脸检测;人脸识别;局部二值模式; Adaboost

Research on Face Image Restoration and Recognition Algorithm

Abstract

There are many factors that degrade the face image during their obtaining, so the presence of image degradation, such as face noise and face blurring is unavoidable. However, in the field of face detection and face recognition, the clear face images are needed. Therefore, face restoration become the basic subject of face recognition which we research. Face recognition is a challenging problem, which has great theoretical significance and practical value. How to overcome face pose variation and Optical noise impact using computer and perform the fast and exact face recognition have been a research focus in the field of image processing and pattern recognition.

This paper introduces and analyses the present situation of the face restoration and face detection and recognition's algorithm. This paper takes the very low resolution image and spontaneous image as the research object, and proposes a research topic and the feasibility of approach for very low resolution face restoration and face recognition. The main works of this paper is as follows:

1. Very Low Resolution Face Image Super-Resolution Based on DCT

In this paper, we introduced the VLR problem and the principle of DCT. On this basis, we proposed the improved DCT algorithm. A detailed description of the process of our algorithm was given. Then we completed the experimental validation and results analysis.

2. Face Detection Based on MB-LBP

In this paper, we simply introduced the definition of MB-LBP and its uniform pattern. Then we described the process of constructing classifiers by adaboost. Finally, we proposed the face detection method which is based on MB-LBP and eye tracking and completed the experimental validation and results analysis.

3. Face recognition Based on MB-LBP

On the basis of the previous results, the problem of face recognition multi-class classification was analyzed. This paper applies MB-LBP and adaboost algorithm to face recognition using a new cascade classifier, and our final experimental results have compared with the common LBP algorithm, PCA algorithm.

Keywords face restoration, face detection, face recognition, lbp, adaboost

目 录

摘 要	I
Abstract	II
第 1 章 绪论	1
1.1 课题研究的背景和意义	1
1.2 人脸复原与识别问题及求解方法国内外研究现状	2
1.2.1 人脸图像复原问题国内外研究现状及问题描述	2
1.2.2 人脸图像复原问题求解方法研究现状	3
1.2.3 人脸图像识别问题国内外研究现状及问题描述	6
1.2.4 人脸图像识别问题求解方法的研究现状	8
1.3 课题的来源及研究内容	10
1.3.1 课题来源	10
1.3.2 课题的主要研究内容和结构	10
第 2 章 人脸图像复原和识别基础知识	12
2.1 人脸图像退化模型	12
2.2 人脸识别的一般计算模型	13
2.3 图像质量评价	15
2.4 本章小结	17
第 3 章 基于 DCT 的超低分辨率人脸复原	18
3.1 DCT 变换方法概述	18
3.1.1 DCT 变换的压缩数据原理	18
3.1.2 DCT 变换系数概述	19
3.2 基于 DCT 变换的图像复原	19
3.3 基于 DCT 变换的人脸复原算法改进	22
3.4 改进后的算法在超低分辨率人脸复原中的实现	25
3.5 实验结果	26
3.6 本章小结	28
第 4 章 基于多块局部二值模式特征和眼睛定位的脸部检测	30
4.1 多块局部二值模式(MB-LBP)特征	30
4.1.1 局部二值模式(LBP)	30
4.1.2 多块局部二值模式特征	31

4.2 Adaboost 分类算法.....	33
4.2.1 Adaboost 算法概述.....	33
4.2.2 Adaboost 算法构造流程.....	34
4.3 基于改进的模板匹配的人眼定位.....	35
4.4 结合眼睛定位的级联分类器构造.....	36
4.5 实验结果.....	37
4.6 本章小结.....	39
第 5 章 基于多块局部二值模式特征的人脸识别.....	41
5.1 人脸归一化.....	41
5.2 MB-LBP 算子统计.....	42
5.3 人脸特征分类与学习.....	43
5.4 实验结果.....	44
5.5 本章小结.....	45
结论.....	46
参考文献.....	47
攻读硕士学位期间所发表的学术论文.....	53
致谢.....	54

第1章 绪论

1.1 课题研究的背景和意义

人脸作为人的重要特征之一，包含着大量的信息，我们可以非常直观的从面部获取其对象的有效信息，因此，人脸图像的复原和检测识别研究受到了社会的广泛的关注，其科研成果也普遍应用到了医学、刑侦、太空、军事等各个领域。对图像处理是为了改善图像的质量或者是更好的利用人脸图像中蕴含的大量的信息。人脸图像的复原算法和人脸检测识别算法的研究是图像领域非常重要的两个课题，其科研成果也广泛的应用于社会的各个方面。因此，本课题的研究也是以这一环境为背景。

由于外部自然环境，如日光、风声以及采集器自身状况，如采集器故障、采集方法不正确的影响，人脸图像在采集过程中很容易出现降质，使得得到的人脸图像失真，模糊，富含噪声等负面情况，从而无法将人脸中的信息完整的表达出来。人脸图像复原通过分析图像退化的相关信息，得到其先验知识，然后利用整个图像退化的逆过程重新得到退化前的近似人脸图像，这就是人脸图像复原的目的^[1]。人脸图像复原是图像领域中的热门研究课题之一，具有十分重要的科研价值，因此受到了广泛的关注。

人脸图像复原技术按照时代发展分为经典图像复原技术和现代图像复原技术。经典复原技术开始于早期的图像复原时期，主要分为直接复原法、正则化法、自适应法。直接法求解逆问题，需要极强的数学能力，已经很少应用于目前的研究当中。正则化和自适应方法经历了一代又一代的改进，在目前的应用中仍然可以经常看到其身影。经典复原算法大部分都是仅针对单张人脸图像，利用数学知识，将其看作是人脸图像退化的逆过程，是一个病态的求逆问题，最后得到的复原人脸图像分辨率往往并不是很高，通常不能够满足社会和研究者的要求。这些年，随着机器视觉和数字图像技术的快速发展，人脸图像复原技术方面提出了许多新的方法。如小波变换，神经网络、支持向量机、超分辨率复原法^[2]。

本课题的主要目的之一是将超分辨率图像复原技术应用于人脸图像复原问题的求解。这种方法是利用一组低分辨率图像，总结其中不同的信息，来恢复复原图像的高分辨率图像，得到更加清晰的图像。从而提高了人脸图像的质量，

便于研究者们进行分析处理^[9]。

身份鉴定普遍应用于社会中的一种基本应用。人们在各种场景中证明自己的身份，如网上银行、电子商务、门禁系统、购买车票等，这些高准确、高安全、高实用的要求大大促进了身份验证的研究进程。人脸识别是生物特征识别的一种，人脸具有唯一性的特点，即每个人的脸部不可能百分之百相同，所以人脸识别针对人的脸部特征，通过提取，检测，匹配等程序，达到身份鉴定的目的。现在，人脸识别的研究主要分为两个热点，基于单幅人脸图像的识别算法的研究和基于人脸图像集的识别算法的研究。

基于单幅图像的识别是目前最普遍的研究方法，它广泛应用于特征提取、特征匹配、弱分类器的设计、多分类器组合算法等等，而且该技术也已经在现实生活中得到了应用。但是单幅图像的不足之处在于单幅图像提供的信息有限，无法有效的完成在复杂姿态场景下的识别。基于图像集的识别是提供一组未知类别相同对象的图像。这一组图像是在不同的姿态，光噪下获得多幅人脸图像，用一组图像来表示一个对象，能够更好的适用于复杂环境。但是其不足之处在于计算和码本集太复杂和庞大。

本文的主要目的之二是将基于单幅图像的方法应用于人脸识别问题的求解，在此框架内提出和改进现有的方法以达到更好的检测和识别效果，其研究成果具有很大的科学和实际价值。

1.2 人脸复原与识别问题及求解方法国内外研究现状

1.2.1 人脸图像复原问题国内外研究现状及问题描述

图像复原问题最早开始于二战时期，刚刚兴起的美苏的太空发展。当时相对落后的科技和制造工艺、非常恶劣的外部环境、严重的噪声辐射等因素使拍摄的空间图像产生了很大的模糊问题，为空间探索进一步分析研究带来了困难。为此，图像复原问题的研究从此开始。目前国外有许多著名的大学和研究小组都致力于该领域的研究，如哈佛大学的机器视觉研究组、加州大学的计算机系、斯坦福大学的计算机视觉组等，国外目前整体仍是代表了人脸识别领域最尖端的发展水平，走在了最前面。国内的人脸复原研究起步于上世纪 70 年代，略晚于国外，但是发展非常迅速，目前很多大学都有研究人脸复原的小组，在人脸复原方面更是取得了非常多的成果，如中科院的自动化研究所、北京航空航天大学的图像实验室、哈尔滨工业大学的图像处理研究所等。随着国内经济的发展和

对图像处理相关领域知识需求的激增，国家也在日益增加对该领域的投入。人脸图像复原的研究非常迅速，但是其过程中仍有许多问题亟待解决，国内在静态人脸复原上成果非常多，但是在动态人脸复原的研究与国外还有所差距。国内外的研究者们都是通过对退化因素和退化模型来求解人脸图像的复原问题。无论是国内外，学者们研究人脸复原问题都是基于图像的退化模型以及退化因素的分析。

这些退化因素总体可以分为两种：(1)模糊。物理采集器的零件故障、摄像机的位移运动、外界多变的气候等因素都会造成模糊。(2)噪声。最常见的噪声来自于外界和摄像机内部的声音噪声以及可见光的白噪声。

人脸图像复原的目的是将采集到的退化人脸图像，最大程度的还原到接近正确的状态。早期的研究内容主要是围绕着建立一个图像退化模型，然后利用数学知识求解其逆过程，估计出原始图像，最后得到的是人脸图像是近似值。

人脸图像退化过程可以描述为将代表性噪声和退化因子共同作用到原始图像 f ，从而产生了退化的图像 g 。如果可以得到退化因子 H 和噪声 n 的一些先验知识，便可以从中推断出近似的原始图像，如公式(1-1)所示。

$$g(x, y) = H[f(x, y)] + n(x, y) \quad (1-1)$$

为便于计算机处理和描述，将式(1-1)改写为矩阵形式，如公式(1-2)所示。

$$g = Hf + n \quad (1-2)$$

1.2.2 人脸图像复原问题求解方法研究现状

早期国外的研究者们主要是通过信号处理领域的一些技术以及利用状态空间模型、自适应理论、非线性参数辨识等方法来研究人脸复原。目前，以小波分析、神经网络、超分辨率等为代表的现代图像复原技术开始广泛应用，成为当下图像复原研究的热点。同时，复原的研究对象开始转移到彩色人脸图像，而不再是单一的灰度人脸图像；研究成果也应用到了生物、电子、电影娱乐、医学、气象等各个领域，为各个领域的发展作出了贡献。人脸复原技术的研究已经成为一个可应用的产业，其发展越来越迅速。本文将大致介绍经典复原技术和现代复原技术两大类方法。

经典复原技术分为直接复原法，正则化法，自适应法 3 种方法。

1. 直接复原法是早期研究者们采用的方法，主要是利用当时的信号处理技术来解决这种问题。例如，Anamika Maurya^[4]研究了不同逆滤波技术的图像复原

问题, Firas Ali 则对自适应的逆滤波问题进行了讨论和证明^[6]。L. J. Morales-Mendoza^[6]的贡献是提出了一种新的递归的图像处理方法, 进一步将递归方法应用于图像领域。Chi 等利用最大积累量评判准则设计出一个效果很好的图像复原滤波器^[7]。直接复原方法有很大的局限性, 所以已经不再是目前研究中的热点。

2. 从数学角度分析, 式(1-2)描述的问题是病态的, 直接求解是有很大的困难的。针对这个问题, 人们研究了正则化方法。例如: Chunming Li 等距离正则化的水平集发展以及其在图像处理中的应用^[8]。Ramani S 等提出采用非线性迭代方法选择正则化参数, 从而应用于图像的复原重构之中^[9]等等。

正则化也有其局限性, 那就是经常容易产生振荡效应。振荡效应丢失了高频信息, 对图像同样造成了模糊, 许多研究者纷纷开始对此开展了研究。其中, A. M. Yatchenko 提出一种无参考方法来检测和抑制振铃效应, 结果显示该方法可以抑制医学图像上的振荡效应^[10]。与直接复原方法不同, 正则化方法由于自身的优秀特性, 一代一代改进发展, 仍然是当下人脸图像复原的热门手段。

3. 自适应方法不需要知道初始图像的先验知识和模型, 不需要严格的限制噪声类型, 能够引入新的约束项, 在保持边缘的同时起到平滑的效果。同时, 自适应程度高, 结合其他的复原技术会获得更好的效果。Subhash P. Rasal^[11]将自适应方法运用到图像的超分辨率盲复原中, 取得了较好的复原表现。

从上面几种方法可以看出, 人脸复原的效果和质量主要取决于工作者对退化过程和退化知识的了解程度, 这具有很大的局限性, 因为在日常社会应用中, 人脸图像的退化的先验信息是无法准确获取的, 只能够进行近似的估计, 这类问题称为盲复原^[12]。

现代图像复原技术发展出了神经网络法, 小波分析法, 支持向量机与图像分割法以及超分辨率重构方法。

1. 神经网络由于其本身的自适应性、强鲁棒性、推广能力和自学习性, 致使许多研究者研究其在图像复原中的可行性。目前, 常用的神经网络分为两类: 一类是基于 Hopfield^[13]的类型, 它是一种递归神经网络, 保证了快速极小的收敛, 复原效果非常好。另一类是运用大量的样本训练学习, 然后用训练后的网络去复原。Wu 提出了一种基于神经网络的图像复原算法^[14], 该方法运用神经网络的自适应性, 取得非常不错的实验结果。MingYong Jiang 等提出一种自适应子优化的神经网络方法用于边缘检测和图像复原, 实验结果表明神经网络方法具有很高的效率^[15]。

神经网络由于其本身出色的特性, 是一种非常优秀的图像复原方法。该方

法的缺点是其模板参数需要根据不同的应用来调整不同的参数,不具普遍性^[146]。

2. 小波变换是一种新兴的数学分析,通过平移和伸缩等手段对图像进行多尺度的细化分析,解决了图像和信号领域的许多困难问题,是进行信号时频分析和处理的理想工具,目前其应用范围已经越来越广泛。Charles 等人利用小波变换,消除了复杂多余的数学计算,提高了纹理特征的提取效果,达到了理论的表现^[147]。David 等人将小波分析用于图像盲复原,结合点扩散函数和维纳滤波估计出高分辨率图像,实验结果具有很高的精确性^[148]。

3. 支持向量机(SVMs)是机器学习领域中一种监督学习模型,可以分析数据,识别模式,用于分类和回归分析。最近,支持向量机凭借其新颖的学习能力成为了目前人脸复原的热门方法。Chih-Chia Yao 等人提出了一种新的设计算法,称为提取支持向量算法,改进了学习速度,极大地提高了性能。而学习和培训所有的输入模式,该算法选择支持向量从输入模式和使用这些支持向量作为训练模式。实验结果表明,这种算法接近最优的解决方案优于现有的算法设计^[149]。

支持向量机是一种二类分类模型。通常情况下,通过一个优化的线性分类器进行分类,在分类决策过程中起决定作用的是支持向量,避开了演绎归纳的传统过程,是一种优秀的分类方法。

4. 上世纪 60 年代,Goodman^[150]首次提出了超分辨率图像复原的基本理论,遗憾的是,其并没有得到很好的实验结果。1983 年 Tsai 和 Huang^[151]首次利用频域的图像复原算法,根据几幅将采样的低分辨率图像,重构出单幅高分辨率图像,开创了超分辨率复原的先河。随后越来越多的人开始研究这种方法,相继提出了各种成果,例如最大后验概率(MAP)方法,迭代反向投影方法(IBP)方法^[152]。

最大后验概率的方法能够取得相当好的效果,当且仅当原始图像的后验概率密度是已知的。Yu He 等人用 MAP 方法来解决超分辨率的图像盲复原,提出一种新的温和的 MAP 框架研究模糊识别和图像超分辨率重构,结合优先的软模糊去估计最佳拟合参数模型^[153]。Jinhua 等人^[154]提出一种快速的改进算法,利用最大似然估计,通过使用惩罚函数,并将其应用于最小二乘价值函数来加速图像重建,以达到更好的收敛性。

迭代反向投影方法(IterateBackProjection, IBP),是通过计算低分辨率图像和采集的低分辨率图像之间的差值,然后进行迭代反投影,最后获得高分辨率图像的近似值。

上面这些方法都是基于数学模型的方法,通过估计退化模型来复原原始图

像，但是自然场景下的人脸图像蕴含中包含太多的复杂信息，在不同的条件下有不同的表现，想要采用一种单一的数学模型来估计是很困难的，所以最近以来这个方向的研究进展不太大。

Freeman^[35]最早提出了一种基于学习的算法，通过学习低分辨率图像和高分辨率图像之间的对应关系，针对新输入的 LR 来预测出高分辨率图像的方法。Yang^[36]则提出了降维的方法，对图像进行降维，保存足够的有效信息，同时降低了运算的复杂程度，提高了效率。Jiji^[37]则用了另外一种基于变换域的学习思想，利用小波变换来学习高分辨率的高频信息，然后用小波系数来重构出高分辨率图像，取得了不错的效果。Hui 和 Lam^[38]将基于小波的特征变换方法用于人脸图像放大，并减小了特征变换方法对训练采样和人脸图像对齐精度的依赖。小波变换是目前基于频率域的复原方法中的热门方法。

1.2.3 人脸图像识别问题国内外研究现状及问题描述

人脸识别的理论概念甚至可以追溯到 19 世纪，但是真正从工程应用的角度来看，人脸识别开始于 20 世纪 60 年代，Chan 和 Bledsoe 发表了技术报告，正式开启了人脸识别的科研课题。以日本和美国为首的发达国家对人脸识别的研究非常早，发展也非常快，比较前卫，目前许多主流的人脸识别算法和应用很多都是他们的成果。例如 Baker 等人提出的虚幻脸概念^[39]，耶鲁大学领导的研究小组则提出的 Fisher 脸方法^[40]，德国 Ruhr 大学由 Wiskot 等人提出了基于弹性束匹配的人脸识别方法^[41]，法国，韩国，我国香港等许多研究机构和大学有很多人从事人脸识别方面的研究。我国内地关于这方面的研究起步相对较晚，开始于 20 世纪 80 年代，经过这么多年的发展，国内同样取得了非常多的成果。2003 年，在国内政府的支持下，中科院带头发起成立了生物特征认证与测评中心，成为中国第一个生物识别技术的专业认证中心。香港中文大学的汤晓鸥领导的计算机视觉研究组开发了一个深度学习模型，研发出世界上最精确的面部识别软件，在 LFW 上达到了 99.15%。近年来国内快速崛起的 Face++ 是新一代基于云端的面部检测识别平台，具有很高的检测正确率，能够应对很多自然环境。

完整的人脸识别问题描述概括为五个部分：

1. 人脸检测

人脸检测的任务是判断计算机摄像头或者已采集图片所观察到的场景图像中是否包含人脸，如果包含，则将所检测到的人脸部分截取，显示出来。

2. 人脸特征检测 and 提取

这一个模块要求利用特征描述方法对整个人脸的特征信息进行描述和定位。

3. 人脸属性分类

根据第二部分的结果，结合合适的分类算法对检测到的人脸的表情、性别、身份等属性做出判断和分类。

4. 基于人脸图像对比的识别

通过比较输入人脸和训练集中已经的全部人脸之间的相似程度，得出其身份信息，并且输出显示。这包括两类的识别问题：第一类是输入的人脸图像是已经存在于训练集中的其中一个，已经知道输入的人脸肯定是这个训练集中的某一个人；另一类则是相反，即不确定输入的人脸图像是否存在于人脸训练集中，需要进行判断和验证。

5. 人脸确认验证

我们输入一个人脸到计算机中，然后再输入一个“声称的”该人脸的身份信息，系统要判断“声称的”人脸信息是否是该人脸的身份信息。

人脸识别研究中，同样暴露了一些研究者争论的焦点问题。怎么看待和解决这些问题同样对识别结果至关重要。

1. 人脸识别是不是一个特定的过程？

人脸识别和其他生物和物体的识别是否相同？有些人认为其相同，因为都使用了同样的理论和技术原理。但是有的人却不这么认为，这些人的观点是：人脸识别是一个特定的过程，与其他物体识别有根本上的区别。其根据是世界上会有一种特殊的病“脸孔辨认困难症”，即无法识别熟人的脸，却没有其他的阅读困难症。这种病是因为大脑皮层的某些部位发生了病变，由此这些学者认为人脸识别必须要借助脸部图像的特定知识去完成整个识别过程。

2. 不同的面部特征的权重

不同位置的脸部特征和对人脸识别的影响程度不同。研究者普遍认为眼睛，鼻子，嘴巴，胡子等纹理变化非常明显的区域对人脸识别相对于其他纹理变化相对平稳的地方更加重要。其中，如果是研究侧面人脸识别，鼻子的影响会更加剧烈，本文并未涉及到侧面人脸识别，在分类器的设计中，不同的面部特征对应于不同的权重，使之对人脸有不同的重要性。

3. 异族人脸识别问题

人类学上有这样一个现象，很多东方人在见到足够多的西方人之前，很难去区分西方人，同样西方人也是如此。这就是所谓的“异族人脸识别问题”。这

说明人类的识别人脸的能力是在后天慢慢培养的，人类成长的过程中，不断的接触和学习了足够多的人脸，从而具备了精确的人脸识别能力。面对这种问题，我们一方面需要加大尽可能多的人脸样本，另一方面人脸样本要尽可能广的覆盖各族人脸，以便最后的识别算法能够应对不同的人脸环境。

4. 人脸漫画的问题

在社会生活中，我们会经常看到不同明星或者公众人物的人脸漫画。这些人脸漫画中，都会针对明星的个性化特征进行突出和夸大，这些特征能够加深人们对明星的认识，使得人们能够更好的认识这些明星。

人脸的上述特性都会对人脸识别产生重要的影响，给以后的识别算法的发展提供一定的指导意义，对这方面的研究还有待深入。

1.2.4 人脸图像识别问题求解方法的研究现状

近些年来，人脸检测识别涌现出很多的新技术，可以分为以下几类：

1. 基于几何特征的方法

该方法最早就是 Bledsoe 提出用于人脸识别，这种方法最始定位面部特征，然后利用最近邻的方法来鉴定人脸身份。Tanmoy Mondal^[30]利用眼睛、鼻子、嘴巴、等面部特征，计算其角度、距离等几何关系，最后利用这些几何关系来检测人脸。基于几何特征的方法简单快捷，基本能够满足实时应用，但是这种方法很容易收到光照、姿态、表情的影响，从而无法应对大部分实时的环境，故而现在的研究热度不是很高。

2. 基于子空间分析的方法

子空间的方法是指在一定条件下，将目标对象利用线性和非线性的空间变换把原来的信号压缩到低维子空间，从而使得计算更加的容易，同时也没有丢失太多信息。线性鉴别分析最早是由 Fisher 在 20 世纪三十年代提出来的研究概念，其基本思想将高维的模式样本投影到最佳鉴别矢量空间，以达到抽取分类信息和压缩特征空间维数的效果，其是一种十分有效的特征抽取方法。Gayathri.S 等人运用 PCA 和 LDA 于人脸识别的构造分类器中^[31]。Comon 在 1994 年提出了独立成份分析(Independent Component Analysis, ICA)的概念，基本思想是通过线性变换，将原始数据降维并提取出相互独立的属性的线性组合。后来 Zhang^[32]又提出独立成分分析的改进方法。基于特征子空间的方法容易实现，最终达到的识别效果非常不错，很多学者对此方向扩展研究，是目前这个人脸检测识别领域中研究热点方法。

3. 基于模板匹配的方法

基于模板匹配的方法是直接利用匹配公式计算模板和匹配区域的相似程度。这种方法用到的模板分为两种，一种是整个人脸作为一个模板直接整体匹配，另外一种则比较实用，是局部模板，只利用面部的局部特征来进行匹配，如眼睛，嘴巴，鼻子等。Chai T 等人利用模板匹配的方法结合肤色信息来描述人脸的形状特征^[35]。Adini 仔细研究了不同的光照对人脸识别过程的影响和意义。中国科学院 Li^[36]提出了一种创新的基于近红外光图像的人脸识别算法，这种算法的创新点在于其摆脱了光照的影响，这是识别方面的一大进步，同时成本也比较的低廉，非常易于普及应用。模板匹配十分简单易行，在室内良好的环境下可以有很好的效果，但是其受到外界环境的影响太大，同时受制于模板的选取，如果模板选取的不够恰当，那么匹配效果就会大打折扣，无法应用于实时的环境下。

4. 基于统计的方法

基于统计的方法的理论原理是怎样从已知的数据库训练集中求出近似正确的函数依赖关系，从而能够非常准确的计算出系统的输出结果。目前基于这种方法的人脸识别有三种热门研究方向：人工神经网络、支持向量机、训练分类器。Ranawade^[37]则采用神经网络来验证和识别低分辨率人脸，通过分组训练人脸数据集，降低了计算复杂性和所需的存储要求，最后通过梯度向量提取面部特征，利用直方图来计算两幅图的相似性。后来 Thai Hoang Le^[38]结合人工神经网络和 Adaboost 分类器去更好的解决人脸识别的问题。支持向量机建构一个或多个高维（甚至是无限多维）的超平面来分类资料点，这个超平面即为分类边界。直观来说，好的分类边界要距离最近的训练资料点越远越好，因为这样可以减低分类器的泛化误差。在支持向量机中，分类边界与最近的训练资料点之间的距离称为间隔（margin）；支持向量机的目标即为找出间隔最大的超平面来作为分类边界，以期获得最好的推广能力。支持向量机有优于人工神经网络的地方，那就是它可以防止过度学习^[35]。Viola 和 Jones^[40]将 Adaboost 算法成功应用到了人脸检测上面，采用 haar 表示人脸特征，实验结果非常良好。Adaboost 是所谓的“提升树”，将弱学习算法提升为强学习算法，其核心是迭代思想，即不停的迭代将许多弱分类器提升为强分类器，其最后是根据训练集中包含的信息计算出最后的预测结果。Li 提出将多类分类问题转化为两类分类问题，从而成功的由人脸检测过渡到人脸识别的领域中，本文也是由此方法，采用基于多块局部二值模式特征的 Adaboost 算法应用于人脸识别，也是取得了很不错的效果。

1.3 课题的来源及研究内容

1.3.1 课题来源

本项目来源于黑龙江省教育厅科学技术研究项目(12541177)。

1.3.2 课题的主要研究内容和结构

本课题主要研究人脸图像的复原和识别的课题。在人脸图像复原方面,基于超分辨率的方法通过构造一组低分辨训练图像和对应的高分辨训练图像,先将待重构图像在低分辨训练图像下进行变换,再用求得的频率系数来恢复高分辨图像。在人脸检测识别方面,本文采用多块局部二值模式特征来描述人脸,利用 Adaboost 算法来构造分类器,结合眼睛定位最终完成整个检测识别过程。其研究内容有以下三方面:

1. **超低分辨率人脸图像复原算法的研究** 引进了超低分辨率的问题,分析了图像降质的原因以及 DCT 变换的原理和复原过程。针对超低分辨率人脸图像复原,改进现有的算法,结合图像质量评价的判断指标,进行实验验证。

2. **基于多块局部二值模式特征的人脸检测的研究** 深入研究了多块局部二值模式特征的原理,加入了眼睛定位的方法,通过 Adaboost 算法来构造分类器,针对自然场景下的人脸图像检测问题进行了研究,得出最后的检测结果,为后续的人脸识别打下基础。

3. **基于多块局部二值模式特征的人脸识别的研究** 在识别阶段,根据前部分检测的人脸,将人脸图像归一化和分块,用同样的算法训练强分类器,应用多块局部二值模式特征于人脸识别研究之中,最后并给出实验验证和结果分析。

本论文共分为五章,各章节组织结构如下:

第 1 章为绪论,介绍了人脸图像复原问题的研究现状,人脸图像复原问题的解决方法的研究现状和人脸图像识别问题以及其求解方法的研究现状以及本论文的组织结构。

第 2 章为人脸图像复原以及人脸识别的基础知识,首先分两种类型介绍了图像复原的数学模型,其次介绍了人脸识别的计算模型和问题概述,最后介绍了图像质量的各种评价方法。

第 3 章为基于 DCT 的超低分辨率人脸复原,首先介绍了超低分辨率的概念和超分辨率图像复原的基础知识,然后介绍了图像超分辨率算法的主要方法、

思路及框架,本文提出了基于变换域学习的方法,即基于 DCT 变换的人脸图像复原算法。

第 4 章为基于多块局部二值模式和人眼定位的人脸检测,首先介绍了人脸检测的发展现状和发展热点。然后详细介绍了 LBP 特征以及 MB-LBP 的概念和计算方法,然后引进 Adaboost 分类算法进行训练特征,构造强分类器,结合改进的基于模板匹配的眼睛定位来判断是否是人脸,最后设计框架和实验,统计分析实验结果。

第 5 章为基于多块局部二值模式的人脸识别,本章是上一章的延伸,首先详细介绍了特征直方图的概念和直方图间距离的计算方法,介绍了人脸归一化的两种方法,将人脸识别的问题转化为二类问题,进而继续采用 Adaboost 算法进行训练特征,构造强分类器来识别人脸。最后提出了人脸识别的整个框架和实验结果。

最后是结论,概括了本文的主要研究成果,指出了进一步研究的方向。

第2章 人脸图像复原和识别基础知识

人脸图像复原和识别是图像领域中的两个焦点课题。人脸图像复原技术的目的是改进输入人脸的分辨效果,从而满足人们对高质量人脸的要求。人脸识别技术希望借助检测后的人脸,对之预处理之后能够完成身份鉴定。

2.1 人脸图像退化模型

人脸图像复原必须充分了解图像退化的相关知识,然后建立人脸图像的退化模型以及将之用数学公式描述出来。由于外界和内部环境的复杂性,人脸图像降质的因素众多,难以用一个理想的降质模型准确的标识出来。

普遍的光学成像设备,摄像器的几何形变、环境变化导致的降晰和物方焦面上的降采样是造成获取图像分辨率低的三个十分关键的因素。因此针对单幅人脸的超分辨率复原及忽略成像过程中其他因素的影响,提出一种新的数学退化模型,如公式 2-1 所示。

$$G = MDCF + N \quad (2-1)$$

式中: F 为理想图像; G 为观测图像; M 是几何形变的算子、 D 是代表降晰的算子、 C 是降采样的算子,而 N 一般定义为高斯白噪声。此数学描述并不是理想的,没有考虑所有的因素,所以不能拿来应用所有一般的图像退化形式,但是可以成为研究超分辨率重构的参考手段。也即理想图像 F 经过形变 M 、衍射效应 D 、次采样 C 三个因素的影响之后,最后加上高斯噪声 N ,从而得到了退化人脸图像 G 。其中每个步骤具体如下:

1. 几何形变是由于现实场景和图像采集器不同步的运动,其中包括全局运动和局部运动。

2. 降晰主要是指图像的分辨率降低,质量下降。产生这种情况的原因很多,其中几种是器材的运动、光照的变化等等,我们使用点扩散函数的卷积来描述这种降晰。在人脸图像复原过程中,通常需要辨识点扩展函数,并通过对其反卷积来达到最终的复原目的。

3. 降采样是降低特定信号的采样率的过程,是指从大量图像中隔 M 个样点抽取一个,同时抛弃其他的样点,最终所造成的图像模糊。

若令 $H=MDC$,则公式 (2-1) 就成为一般描述的图像退化模型,如公式 2-2 所示。

$$G = HF + N \quad (2-2)$$

目前，这个领域还有其他形式的图像降质模型，与之略有不同，但是大致原理相通，这个模型是应用最为普遍的，如图 2-1 所示。



图 2-1 图像退化模型

Fig. 2-1 The model of image quality reducing

观察上述模型，我们知道人脸的降质过程是一个正问题，相对而言，复原过程就是一个逆问题，根据这个模型来推算理想图像 F 就是一个求逆问题。当使用者在采集人脸图像时，会受到外界各个因素的影响，使得相同的图像采集过程会产生不同的结果，每一次影响的因素不同，导致产生的观测图像也不同，所以除非我们对先验的样本知识有充足的了解，否则这个求逆问题就是一个病态的，它的解或者不存在，或者不唯一。所以要解这个病态问题就必须增加修正项，使之变为良性的可解问题，最后通过最优化理论推算最优解^[41]。

2.2 人脸识别的一般计算模型

普遍意义上的人脸识别是基于光学敏感的人脸图像检测和识别验证。光学人脸图像是自然或者人为的光源发出的光线照到人们的脸上，然后反射到采集器内的光线强度的度量。这一个成像过程分为三个关键要素：

1. 人脸的内部属性 P

包含人脸表面的纹理反射、人脸的形状轮廓、人脸的表情和姿态等变化。

2. 外部成像条件 S

包含光源的位置、强度等，人脸的遮挡条件，如有没有戴眼镜、有没有戴帽子、女生或者男生的头发的遮挡效果等。

3. 摄像机成像参数 N

包含摄像机的所处环境，摄像机本身的物理参数。

因此人脸图像的成像过程可以简单的形式化，如公式 2-3 所示。

$$I = f(P \cdot S \cdot N) \quad (2-3)$$

如果我们假设：人脸皮肤的反射系数符合朗博模型，人脸是凸表面结构，光源是非常远处的单色光点源，上面公式可以改写，如公式 2-4 所示。

$$I(x, y) = f_c \left(\rho_{(x, y, z)} \cdot \vec{n}_{(x, y, z)} \cdot \vec{s}_{(x, y, z)} \right) \quad (2-4)$$

其中， (x, y, z) 表示人脸表面的一点 P 的坐标； $\rho_{(x, y, z)}$ 表示 P 点的反射率； $\vec{n}_{(x, y, z)}$ 表示 P 点的表面法向量； $\vec{s}_{(x, y, z)}$ 表示光源的强度和方向； f_c 表示成像函数， $I(x, y)$ 表示 P 点的人脸像素强度。

从上述成像过程中可以看到，人脸面部的结构和纹理属性才是人脸图像稳定的主要原因，而摄像机和光源相对影响较小且不能主宰人脸图像的成像。所以要区别不同的人脸，我们只需要从人脸属性中分离出稳定不变的特征属性，然后从这些属性中提取不同人的差异信息，输入到分类识别器中进行识别。这输入图像为 I ，这个过程分为依次为下面三个步骤：

1. 属性分离。分离人脸属性要素与光源 s^* 和摄像机物理参数 c^* ，如公式 2-5 所示。

$$\left(\rho_{(x, y, z)} \cdot \vec{n}_{(x, y, z)} \cdot \vec{s}_{(x, y, z)} \right) = f_c^{-1} I(x, y) \quad (2-5)$$

2. 特征提取。从人脸整体结构中提取能够体现特定身份的人脸特征，如公式 2-6 所示。

$$F^* = T \left(\rho_{(x, y, z)} \cdot \vec{n}_{(x, y, z)} \right) \quad (2-6)$$

其中， T 是特征提取过程。

3. 分类判别。将上一步中提取出的人脸特征 F 和样本集中的人脸特征进行逐一对比，其中最相似的就是输入人脸的身份信息，如公式 2-7 所示。

$$ID^* = \arg \max_{i \in \Omega} \left(Sm(F^*, F_i) \right) \quad (2-7)$$

$Sm()$ 表示人脸特征之间的相似程度， Ω 表示目前已知的人脸训练集。

但是，从一个未知光源条件的图像中恢复人脸反射率是一个经典的病态问题，研究学者虽然加上许多先验条件和约束，仍旧不能取得令人满意的效果，这种数学解决方法既复杂又无法满足很多应用的要求。所以现在大多数系统都通过直接提取面部特征进行分类识别而不再进行分离的步骤^[42]，公式(2-6)改写为：

$$F^* = T(I) \quad (2-8)$$

2.3 图像质量评价

所谓图像质量是指图像的易懂程度和逼真程度。逼真程度指复原后的图像与原始图像有多少的差距，近似程度如何；易懂度表示人或者机器能够从当前复原后的图像中提取信息的能力。要想准确而没有误差的测量逼真度和易懂度是很困难的，因为目前世界上没有普适的规则来规范两者，其次人本身是主观感性动物，从人的角度来测量两者会涉及到人物的心理活动，不同的人会有不同的测量数据。目前复原图像质量的评价方法主要分为主观质量评价法和客观质量评价法两大类，这两种方法也是最常用的两类方法。

主观评价的结果是由观察者来主观判断的，所以受到外部环境和观察者本人的影响较大，作为一种评价手段，其技术容易实现，也有较大的参考意义。

图像的主观评价法，就是以外行或者内行者为评价者，由他们来评判图像的质量好坏，这也是目前广泛采用的一种方法。在进行图像的主观评价之前，应该尽量从图像领域本身的研究者和从事其他行业的外行人各选取若干数量进行分别对比评价，从而使得主观评价可以更加具有统计性。

主观评价主要分为两种：绝对评价和相对评价。绝对评价是评价者根据事前规定好的评价规则对图像评价判断。相对评价是评价者观察一组图像，通过图像之间的相互对比从而得出各个图像的质量好坏程度，最后给出具体的等级。研究者们经常也是依据外部应用条件和自身类型来选择图像主观评价的尺度，目前世界上研究组织多采用表 2-1 所示的五级评分质量尺度和妨碍尺度。对外行普通人来讲一般采用质量尺度；而图像或者研究人员则通常采用妨碍尺度作为主要的评价尺度。如表 2-1 所示。

表 2-1 主观评价效果表

Table 2-1 Level of subjective quality assessment

等级	妨碍尺度	质量效果
A	感觉不到退化	极好
B	感觉到失真，不妨碍观看	良好
C	清楚感觉到失真，对观看略有妨碍	普通
D	明显妨碍了观看	较差
E	非常严重妨碍观看，察觉不到与原图的相关	非常差

客观评价方法,根据数学上的定义的公式和方法,使用客观数据对图像质量做出定量的描述。客观评价方法可以一定程度上弥补主观评价的缺陷,但是其结果可能出现与人类视觉系统不符甚至逆反的情况。因此,在图像的研究中,我们最好将主观评价和客观评价相互结合,进而才可以得出比较可靠的质量评价。

目前,研究上普遍采用的评价准则包括均方误差(Mean-Square-Error, MSE)和峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)。随后研究者们发现有时 MSE 和 PSNR 的数据和人类主观性评价并不一致,基于这种情况,研究者们陆续提出了新的客观评价方法,如平均结构相似性(Mean Structural Similarity, MSSIM)^[43]、相位一致性^[44]、特征相似性^[45]等,本文仅仅简单介绍前三种评价方法。

1. 均方误差 MSE

均方误差主要用于比较原始图像与复原图像之间的近似差值,其定义如公式 2-9 所示。

$$MSE(\hat{x}, x) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (\hat{x}_{i,j} - x_{i,j})^2 \quad (2-9)$$

其中, $\hat{x}_{i,j}$ 、 $x_{i,j}$ 分别代表复原图像和原始图像在位置 (i, j) 处的像素值, M 、 N 是图像的行列数。 MSE 的值代表的是复原图像和原始高分辨图像的差异程度,数值越小越好。

2. 峰值信噪比 PSNR

峰值信噪比是衡量图像失真或是噪声水平的客观方法,其定义与 MSE 有关。因此可以用峰值信噪比来评判复原图像的失真程度,如公式 2-10 所示。

$$PSNR(\hat{x}, x) = 10 \log_{10} \frac{Max_I^2}{MSE(\hat{x}, x)} \quad (2-10)$$

其中 Max_I 表示图像像素的最大数值,两幅图像间 PSNR 值越大,说明复原之后的图像相对于原始图像的失真越小,复原效果越好。

3. 平均结构相似性 MSSIM

平均结构相似性表示图像的分割结果与参考图像之间的局部相似性,其值在 0 到 1 之间,越大代表结果越好。该方法提供了一种与主观视觉感知接近的客观度量。将图像划分为 W 个局部窗口,平均结构相似性定义如公式 2-11 所示。

$$MSSIM(\hat{x}, x) = \frac{1}{W} \sum_{w=1}^W SSIM(\hat{x}_w, x_w) \quad (2-11)$$

其中 \hat{x}_w 、 x_w 是第 w 个局部窗口的图像像素。结构相似性 SSIM 定义如公式 2-12 所示。

$$SSIM(\hat{x}, x) = [l(\hat{x}, x)]^\alpha [c(\hat{x}, x)]^\beta [s(\hat{x}, x)]^\gamma, \quad (\alpha > 0, \beta > 0, \gamma > 0) \quad (2-12)$$

其中 $l(\hat{x}, x)$ 、 $c(\hat{x}, x)$ 、 $s(\hat{x}, x)$ 分别比较图像的亮度、对比度和结构， α 、 β 、 γ 调整三者的相对重要性。它们的定义如公式 2-13 所示。

$$l(\hat{x}, x) = \frac{2\mu_{\hat{x}}\mu_x + C_1}{\mu_{\hat{x}}^2 + \mu_x^2 + C_1}, \quad c(\hat{x}, x) = \frac{2\sigma_{\hat{x}}\sigma_x + C_2}{\sigma_{\hat{x}}^2 + \sigma_x^2 + C_2}, \quad s(\hat{x}, x) = \frac{\sigma_{\hat{x}\hat{x}} + C_3}{\sigma_{\hat{x}}^2\sigma_x^2 + C_3} \quad (2-13)$$

其中 $\mu_{\hat{x}}$ 、 μ_x 分别为 \hat{x} 、 x 的平均亮度， $\sigma_{\hat{x}}$ 、 σ_x 分别为 \hat{x} 、 x 的标准差， $\sigma_{\hat{x}\hat{x}}$ 是 \hat{x} 和 x 的协方差， C_1 、 C_2 、 C_3 为较小的常数，以避免分母为 0 的情况。MSSIM 值越高，两幅图像的结构相似度越高。

2.4 本章小结

本章详尽地介绍了图像复原和识别的基础理论知识，引入了图像退化模型，并对之进行详细地分析解释。在图像退化的模型中能够知道，图像的超分辨率重建从理论上讲是一种病态的逆问题，其所估计结构具有较强的不确定性，因此在复原过程中，通常必须加入其他先验知识的约束，这样才能够很好的复原出图像。在文章的第二部分，给出了有关图像的质量测评的标准，并介绍了几个常用的客观度量指标，为后续章节的深入研究做出铺垫。

第3章 基于 DCT 的超低分辨率人脸复原

目前,对人脸超分辨率重构的研究已经超过了 30 年,许多实际的人脸识别的问题已经得到解决,也有一些人脸识别的系统已经开发出来。这些方法都是假设人脸的区域足够大而且有充足的人脸特征。随着社会的发展,监控摄像领域对人脸识别技术的需求越来越多,无论是在银行中单个独立的摄像,还是路口中广角度的摄像应用,无论是在上面哪种应用中,监控摄像监视的范围都很大,这和和普通实验室中的采集的人脸图像明显不同,监控录像中人脸区域会非常小,通常会低于 24×32 像素,甚至会低于 16×16 像素,这种问题就叫做超低分辨率人脸复原问题^[6]。

目前,已经存在的方法最低只能在 64×64 像素的图像识别下,取得良好的效果。当输入图像的分辨率在 32×32 以下的时候,这些方法的重构效果会急剧的下降。这是因为非常低分辨率人脸图像较之普通的低分辨率图像包含更加少的特征信息和局部细节,图像中大量的脸部细节丢失了。现在存在一种解决超低分辨率问题的方法就是恢复这个人脸上丢失的细节,因此,超分辨率图像复原的理论就被拿来应用其中^[6]。本章提出一种基于 DCT 的改进算法对超低分辨率人脸复原进行研究。

3.1 DCT 变换方法概述

DCT 是一种非常优秀的数据压缩的方法,经常用于去除图像数据中的信息相关性。利用 DCT 变换,我们就把在空间域上计算像素值的问题转化为推断在频域上 DCT 系数。其中 DC (直流分量) 系数可以通过简单的插值方法来进行近乎正确的推断。而 AC (交流分量) 系数表示图像的局部细节信息,所以不能通过简单的差值方法进行推断。所以,我们必须分开来运用不同的方法计算 DC 系数和 AC 系数。本文采用三次样条插值算法来计算 DC 系数,然后通过一种简化的系数模型来估计 AC 系数^[6]。

3.1.1 DCT 变换的压缩数据原理

多媒体数据通常都含有极强的信息相关性,所以要想成功的压缩多媒体数据,必须借助一定的方法去除信息间的相关性。相关性就是科研里经常碰到的问题,即当一个数据信息确定时,其能够判断出另外一组数据的确定值或者一

定的范围。比较常见的几种相关性问题有时间相关性、空间相关性、速度相关性、频率相关性等。

在多媒体数据压缩过程中，目前还是主要应用频率域的变换来减少空间相关性。多媒体数据在经过变换后，就实现了将空间信息转换到新的坐标系上标识出来，从而能用比较少的数据在不丢失重要信息的前提下非常好的表示出来，这才完成了压缩数据。

在信号处理领域，用于多媒体数据压缩编码的频率域变换有许多种方法，如：霍特林变换、离散余弦变换、傅里叶变换等。霍特林变换是均方误差意义下的最优变换方法。但是霍特林变换需要先知道多媒体的协方差矩阵并求出特征值，这是很复杂的一个计算，本文采用离散余弦变换来压缩多媒体数据，通过建立一个数学基，将数据的相关性完全去除。在这个数学基中，多媒体数据变换后的绝大多数系数都为 0，于是就可以将剩下的信息用来表示之前的多媒体数据，而且减少了计算量。由此，实现了图像的压缩。

3.1.2 DCT 变换系数概述

DCT 系数包含两个部分：一是 DC(直流分量)系数，另外一部分是 AC(交流分量)系数。其中，AC 系数又分为高频和低频交流系数。他们分别代表的含义是：DC 系数代表了图像的整体平均信息，AC 系数代表了图像的局部特征细节，比如：眼，嘴唇，鼻子等等特征比较明显的器官的周围的细节信息。我们又知道的是：图像的能量是主要集中在低频区域中的，且平滑的图像时几乎不含高频信息的。所以，为了减少没有必要的计算量，本章只推断 DC 系数和低频区域的 AC 系数。由于图像的能量主要集中在低频区域，所以 DC 系数的计算可以通过简单的样条插值就可以获得。而由于插值法并不能很好的恢复低频区域的细节，所以，对于 AC 系数来说，是不能通过插值来推断的。本文利用简化后的马尔科夫推断模型来获得对 AC 系数的近似推断。DCT 系数具有一定的规律，低频能量高，集中在左上方，高频能量低集中在右下角，如图 3-1 所示^[49]。

理想分辨率的人脸是一张平滑的图像，几乎不含高频成分。同时，为了减少计算量，我们完全可以舍弃高分辨率的 AC 系数，而只计算前面 16 个系数。

3.2 基于 DCT 变换的图像复原

DCT 算法的流程是：首先对输入的非常低分辨率图像（VLRI）进行 DCT 变换，得到它的 AC 系数，然后利用 AC 系数推理模型估计出对应的高分辨率

图像的 AC 系数；其次，将样条插值应用到输入的超低分辨率图像（VLRI）中，

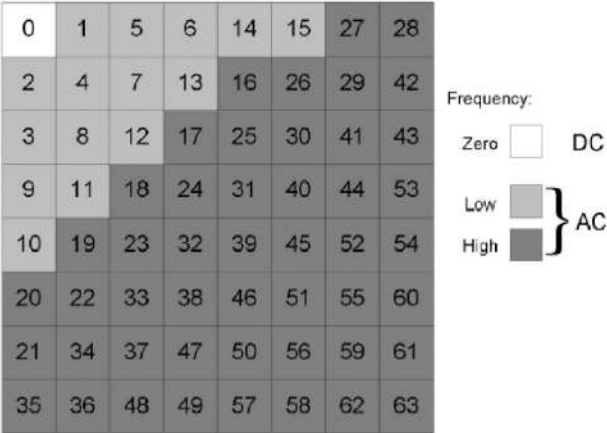


图 3-1 DCT 系数分布表

Fig. 3-1 Distribution of DCT coefficients

然后对插值后图像再采用 DCT 变换取 DC 系数；这样 AC 和 DC 都已经得到，最后进行 DCT 逆变换和逆滤波得到最后的高分辨率图像，如图 3-2 所示。

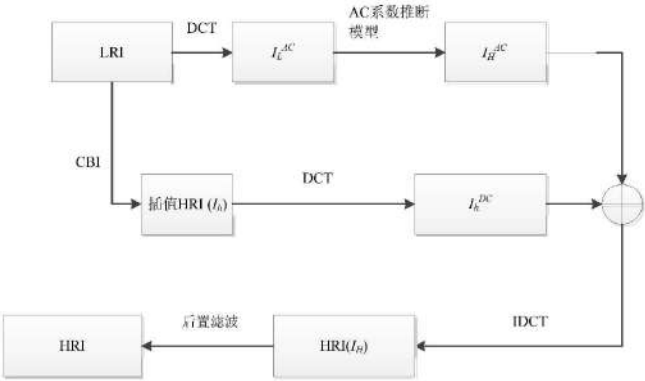


图 3-2 基于 DCT 变换的人脸恢复流程

Fig. 3-2 The framework of face restoration based on DCT

由于 DC 系数是可以通过三次样条插值直接获得，所以，我们只用考虑怎么通过非常低分辨率的 AC 来估计推断出高分辨率的 AC 系数，也就是可以看作是寻找最佳的高分辨率 AC 系数以得到最大的后验概率，如公式 3-1 所示。

$$\hat{I}_H^{AC} = \arg \max_{I_H^{AC}} p(I_H^{AC} | I_L^{AC}) \quad (3-1)$$

如图 3-3(a)所示，一个典型的 MRF 推理模型在低级别的视觉任务中使用为解决这一问题。节点 $I_H^{AC}(i)$ 和节点 $I_L^{AC}(i)$ 分别表示未知的 HRI 高分辨率块 i_h 和观测到的 LRI 低分辨率块 i_l 。节点之间的联系表明其中给出的统计依赖有两层含义：

HRI 块 $I_H^{AC}(i)$ 提供了所有观测到的 LRI 块的信息，作为从 $I_H^{AC}(i)$ 到 $I_L^{AC}(i)$ 唯一的链接。

HRI 块 $I_H^{AC}(i)$ 提供了关于相邻 HRI 块的信息，其是通过从 $I_L^{AC}(i)$ 到其相邻块的链接提供的。

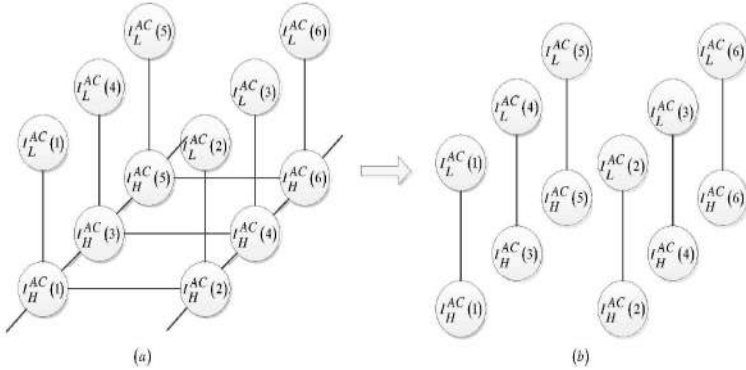


图 3-3 AC 系数的推断模型 (a)Markov 模型 (b)简化的推断模型

Fig. 3-3 Inference model of AC coefficients. (a) Markov model. (b) Simplified model

因为 $p(I_H^{AC} | I_L^{AC}) = (p(I_H^{AC}, I_L^{AC})) / (p(I_L^{AC}))$ ，并且随着 I_H^{AC} 的变化 $p(I_L^{AC})$ 是常量，公式 (3-1) 也可表示如下：

$$\hat{I}_H^{AC} = \arg \max_{I_H^{AC}} p(I_H^{AC}, I_L^{AC}) \quad (3-2)$$

本文采用了滤波技术，消除了块相关性，所以图像的块之间可以看作是独立的。我们可以采用简化的马尔科夫随机场模型来推断，也就是只建立非常低

分辨率图像与其对应的高分辨率图像的关系，相邻之间的图像块看作是独立的，同样，AC 系数也看作是独立的，如图 3-3(b)所示。

此时公式 (3-2) 变形为：

$$\hat{I}_H^{AC} = \arg \max_{I_H^{AC}} \prod_i \phi(I_H^{AC}(i), I_L^{AC}(i)) \quad (3-3)$$

对于公式 (3-3) 其解可以通过局部线性插值 (LLE, Locally linear embedding)^[50] 方法求得。局部线性插值是近几年提出的针对非线性数据的一种新的降维方法，它的优点在于处理后的低维数据均能够保持原有的流形关系，是流型学习的方法最经典的工作之一，很多后续的流形学习、降维方法都与 LLE 有密切联系，其应用范围非常广泛。但是 LLE 只适用均匀分布的流形，无法处理大量的非均匀分布流形，容易导致显著的性能偏差。LLE 算法主要步骤分为三步：(1) 计算出每个样本点的 k 个近邻点；(2) 计算出样本点的局部重建权矩阵 W ；(3) 将所有的样本点映射到低维空间，通过 W 和其近邻点求出最终该样本点的输出结果。利用 LLE 算法对 $I_H^{AC}(i)$ 和 $I_L^{AC}(i)$ 进行降维运算，可将 $I_H^{AC}(i)$ 和 $I_L^{AC}(i)$ 表示出来，如公式 3-4 和 3-5 所示：

$$I_L^{AC}(i) = \sum_{j=1}^k W_i(j) \bar{I}_L^{AC}(j) + N(0, \sigma_L^2) \quad (3-4)$$

$$I_H^{AC}(i) = \sum_{j=1}^k W_i(j) \bar{I}_H^{AC}(j) + N(0, \sigma_H^2) \quad (3-5)$$

$\bar{I}_L^{AC}(j)$ 、 $\bar{I}_H^{AC}(j)$ 分别表示 $I_L^{AC}(i)$ 、 $I_H^{AC}(i)$ 的最近邻， $N(0, \sigma_L^2)$ 和 $N(0, \sigma_H^2)$

分别表示 $I_L^{AC}(i)$ 、 $I_H^{AC}(i)$ 在降维运算过程的重建误差。

本文假设每对相应的 LRI 和 HRI 块，他们的局部邻居在适当的流形上有相似的结构。因此，低分辨率流形上的邻接关系可以作为一个提示，去推理高分辨率流形上的邻接关系。更具体地说，如果输入的低分辨率块和其 K 个低分辨率训练块是线性组合的，那么其目标高分辨率块使用相同的组合系数在对应的高分辨率训练块中应该大致是线性组合的^[51]。所以，本文建立了码本训练集，通过码本来推断 AC 系数。

3.3 基于 DCT 变换的人脸复原算法改进

超低分辨率人脸图像丢失了大量的脸部细节，使得现在的算法识别效果大

大降低。所以本文对传统的 DCT 算法进行改进，以满足非常低分辨率人脸识别问题的研究。改进过程如下：

1. 对原始超低分辨率人脸图像（VLR）首先进行双三次样条插值，从而得到了恢复了一定的细节的人脸图像（MR）。然后把这个通过样条插值得到了的人脸图像作为新的输入人脸图像（ILR），通过下面改进的 DCT 方法进行第二次的人脸超分辨率复原，最后得到高分辨率复原人脸图像（HR）。

2. 原始的 DCT 变换方法能够获得较好的复原表现，但是由于我们是分块求解计算以及训练的，所以对每个块对应的位置非常敏感，每次的搜索训练匹配也都是基于固定位置的块之间，所以这种原始的方法具有很大的局限性与可改进性。

在这个条件下，我们就可以改进原始的 DCT 算法，即扩大搜索周边范围的基于 DCT 变换的人脸复原方法。主要原理是，在建立训练集的过程中，我们可以将每个图像块的四周一定像素内的扩大范围的图像块也一并训练，放入到图像块的训练集中，理论上来说，会有更好的复原效果。

算法改进方案：对于现在的图像 8×8 分块的最佳匹配搜索扩大搜索范围，在训练图像的过程中对每个 8×8 分块做像素的平移，平移范围控制在 2 个像素之内，把这些对应的码本也放进训练集中，这样，在临近的图像块中可能有更好的匹配，所以可以提高图像的恢复效果。具体改进如图 3-4 所示^[82]。

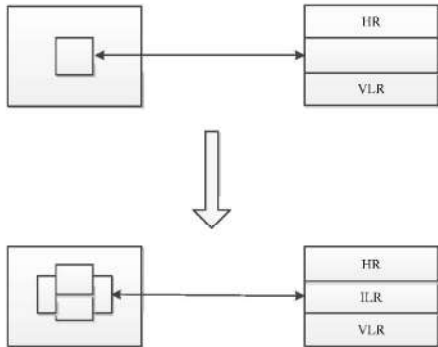


图 3-4 扩大搜索范围方法

Fig. 3-4 expanding the scope of the search method

改进效果如图 3-5 所示。其中，(a)图是本文提出的改进算法的复原结果；(b)图是普通 DCT 实验结果；(c)图是两幅图的差值比较。观察实验结果可以得

出，我们提出改进的方法将会有更好的复原效果，特别是对于局部细节的复原更加的好。

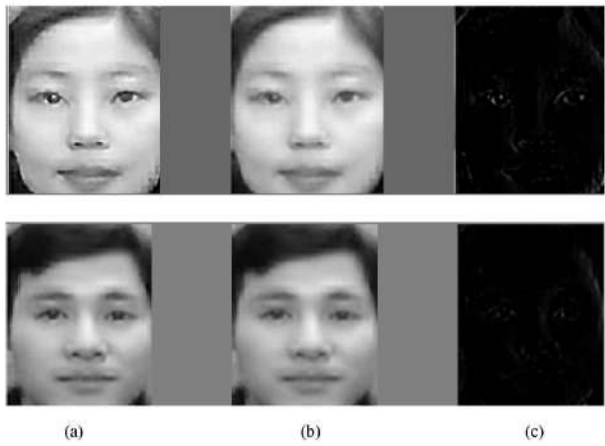


图 3-5 扩大搜索范围的结果

Fig. 3-5 The results of expanding the scope of the search

我们按照这两种改进方法重新设计算法框架，得到改进后的算法框架，如图 3-6 所示。

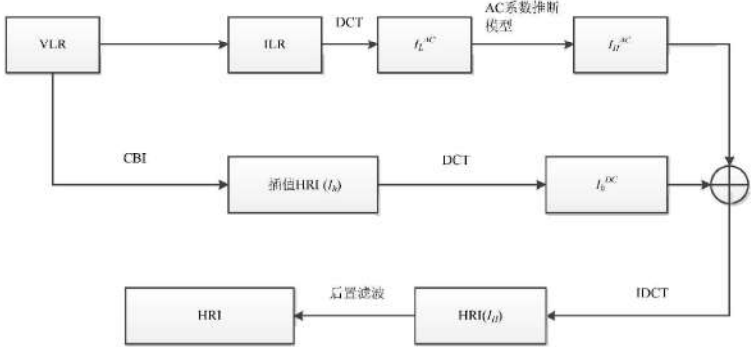


图 3-6 改进后的算法流程框架

Fig. 3-6 Improved algorithm framework

3.4 改进后的算法在超低分辨率人脸复原中的实现

本文还是采用在充分光照和同等机器下的正面人脸图像。实现部分分为码本的训练和建立，以及人脸图像的重构。

在码本的训练和建立过程中，我们采用 CAS-PEAL-R1 人脸库中的 950 幅人脸图像，全部为 360×480 的正面人脸图像，如图 3-7 所示。降采样得到 24×32 像素作为超低分辨率人脸图像（VLR），然后每一张非常低分辨率人脸图像都先经过双三次样条插值之后成为新的输入图像（ILR），每一张新的人脸图像都有对应的低分辨率（ILR）和高分辨率的图像。任意一张图像按照 8×8 的大小分块，共有 2700 个图像块，每一个图像块每次向右平移 2 个像素，那么对于每一张图像来说就是拥有 43200 个码本对。训练过程分为高频部分和低频部分的训练。



图 3-7 部分人脸图像

Fig. 3-7 Part of images set.

先对输入的高分辨率训练图像做前滤波操作，以消除图像块与块之间的相关性，然后按 8×8 做 DCT 变换，对每一块取前 16 个 DCT 系数来表示图像块的信息。然后取 4 个相邻块的各 16 个系数共 64 个系数构成一个码本对的高频部分。然后向右平移 2 个像素单位按照同样的方法取得下一个码本对的高频部分。按行做完之后向下平移 2 个像素单位取得下一行的码本对的高频部分。最终对一幅图像完成 43200 个码本对的高频部分的训练。

其次是对低频部分的训练：首先对输入的高分辨率训练图像做前滤波操作，

以消除图像块与块之间的相关性，然后采用图像降采样算法把图像缩小为原来的 1/10，再采用三次 B 样条插值算法将图像插成原来的大小，然后按 8×8 做 DCT 变换，对每一块取前 16 个 DCT 系数来表示图像块的信息。然后取 4 个相邻块的各 16 个系数共 64 个系数构成一个码本对的低频部分。然后向右平移 2 个像素单位按照同样的方法取得下一个码本对的低频部分。按行做完之后向下平移 2 个像素单位取得下一行的码本对的低频部分。最终对一幅图像完成 43200 个码本对的低频部分的训练。

最后是建立起高分辨率训练图像的高频和低频的对应关系，如图 3-8 所示。第二步是人脸图像的复原。对于给定的非常低分辨率人脸图像（VLR），先用双三次样条插值，获得新的低分辨率输入图像（ILR）。然后再对其进行样条插值，插成拥有高分辨率低频部分的图像，然后用低频部分在训练码本中找到 M 个最佳相似匹配的低频图像块，继而得到其对应的高分辨率高频部分 M 个。然后通过线性组合将 M 个高分辨率高频部分组合到一起形成最接近的图像块，最后高分辨率低频部分和高频部分组成了高分辨率图像^[85]。

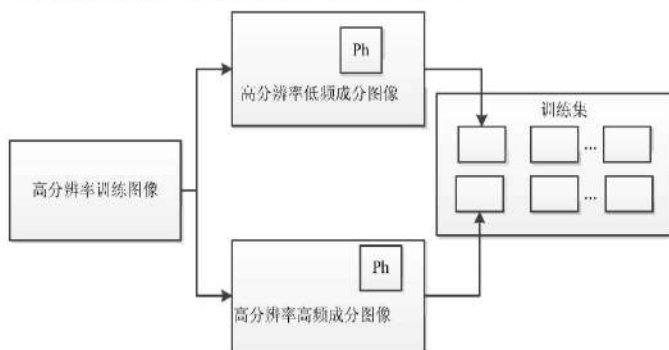


图 3-8 图像的训练过程

Fig. 3-8 The training process of the image

3.5 实验结果

这次实验我们采用中科院的人脸库，我们挑选 950 张人脸图片作为训练码本，50 张人脸图片用来测试方法。最后的实验结果会与原始的 DCT 算法，单纯的三次样条插值方法以及 Baker 等人的方法进行比较，如图 3-9 所示。其中(a)

图表示是本文提出的改进算法；(b)图表示是传统 DCT 算法；(c)图是输入的非
常低分辨率图像(24×32)；(d)图是单纯的样条插值算法；(e)图是 Baker 的方法；
(f)图是原始的高分辨率图像。

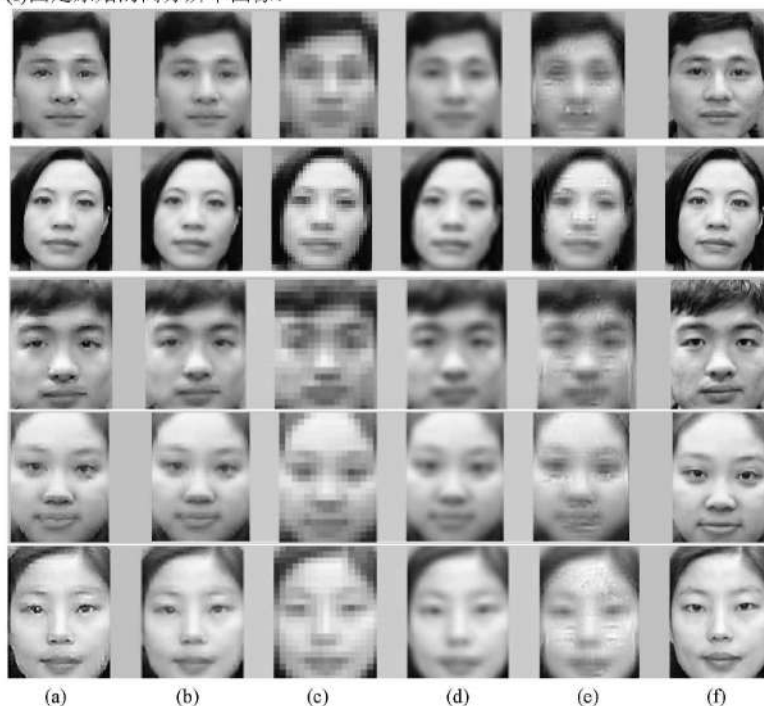


图 3-9 实验显示及对比结果

Fig. 3-9 Experimental results of frontal face images

由上面的图 3-9，我们可以看出，在非常低分辨率的情况下，单纯的样条插值产生了严重的模糊问题，Baker 等人的方法经历了严重的失真问题。原始的 DCT 虽然比其他两种较强，但是也不可避免的出现了效果下降，这正是由于固定位置的图像块搜索所预料到的问题。而此时，我们改进后的 DCT 算法具有更好的表现，对于超低分辨率人脸，有了更好的复原效果。

同时，实验过程中的峰值信噪比也会记录下来作为数据，其对比结果如下表 3-1 所示。

表 3-1 PSNR 结果

Table 3-1 The result of PSNR

图片顺序	改进的 DCT	DCT	Cubic B-Spline
1	29.0356db	28.8948db	26.6692db
2	31.3504db	31.0289db	27.9658db
3	31.2331db	30.5866db	28.0228db
4	29.7269db	29.5611db	27.5629db
5	30.0356db	28.9141db	26.5612db

PSNR 也有它的局限之处,即有时与人们的主观感受并不一致,甚至出现逆反的情况,这是因为人类的主观视觉会受到环境以及个人因素的影响,所以本结果辅助增加 SSIM 的数据信息,来增强本文方法的真实性,如图 3-10 所示。

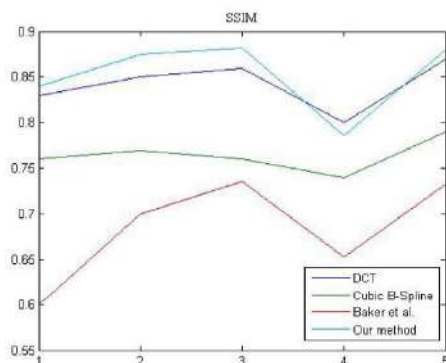


图 3-10 SSIM 值

Fig. 3-10 SSIM of our experimental results.

3.6 本章小结

本章描述和讨论了超低分辨率的人脸超分辨率复原问题,提出一种基于 DCT 变换的改进算法进行实验。实验结果表明,在超低分辨率人脸复原领域中,我们改进的 DCT 算法效果明显优于其他的算法。但是,随着图像分辨率的进一步下降,我们提出的算法和传统的 DCT 方法以及三次样条插值方法的表现同样

会随之进一步的下降，当输入的人脸图像分辨率低于 12×12 像素的时候，改进的算法的表现并不像实验中表现的那么好。为了解决这个问题，我认为可以将 DCT 算法进行进一步的改进。图像在分块的时候由 8×8 的像素，变为 4×4 的像素块等等，这样就可以更加细致的查找人脸丢失的细节，理论上会有更好的表现，但是这样的改进同时也会带来非常庞大的计算量，故本章对块的分割还是 8×8 像素不变。本部分完成了对超分辨率图像复原问题的研究，为下文的人脸检测和识别打下了基础。

第4章 基于多块局部二值模式特征和眼睛定位的脸部检测

人脸检测问题来源于人脸识别，能否正确的检测出人脸对后面的识别有很大的影响。近些年来，随着信息技术的发展以及电子应用的发展，人脸检测受到了广泛的关注，成为一个图像领域非常热门的课题。

大多数已经存在的人脸检测的算法把一个人脸检测认为是二级分类问题。尽管它看起来像一个简单的分类问题，但是，要想建立一个优秀的分类器是非常复杂的^[54]。大多数算法都是采用像素值作为特征进行检测，但是这些方法对光照和噪声非常的敏感。Papageorgiou et al.采用类 haar 特征进行检测，具有很高的检测效率。近年来，Viola and Jones 提出积分图的概念用来计算这些庞大的特征。此后，许多改进的方法频繁出现，主要分为了两类。第一类是改进先前的 boosting 算法，如 Real AdaBoost, LogitBoost, Gentle Adaboost 等^[55]。第二类是对先前使用的特征的改进，如对类 haar 特征的扩展^[56]，使得采用更多的 haar 特征用来更加详细的描述人脸。

本章结合了第一类和第二类方法，采用了基于多块局部二值模式特征的 adaboost 算法，并且加入了基于模板匹配的人眼定位，使得检测率进一步提升。同时相对于类 haar 特征的方法，缩减了庞大的特征数，提升了检测时间。

4.1 多块局部二值模式(MB-LBP)特征

4.1.1 局部二值模式(LBP)

局部二值模式^[57]在纹理分类问题上是一个非常强大的特征，其最重要的一个属性是对光照变化造成的人脸灰度变化具有鲁棒性。在近些年的时间内，LBP 算子已经得到研究者们普遍的重视，成为纹理分割、图像处理方面热门算子。

将检测窗口切分为区块，对区块中的每个像素，与它的八个邻域像素进行比较，顺时针或者逆时针都可以。若周围像素值大于中心点的值，则该像素所在区域被标记 1，否则为 0。这样，一个 3×3 邻域内的 8 个点（左上，左中，右上，右下等）可产生一个 8-bit 的无符号数，再按其不同的位置组成的二进制数求和得一个整数，即得到该位置的特征值，如图 4-1 所示^[58]。原始的 LBP

提出后，研究人员不断对其提出了各种改进和优化，Ojala et al.对其进行了两大改进，将 3×3 邻域扩展到任意尺寸的邻域，并用圆形邻域代替了正方形邻域，效果有所提升，如图 4-2 所示。

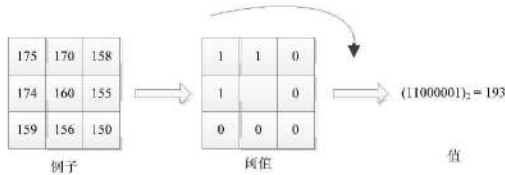


图 4-1 LBP 计算的例子

Fig. 4-1 Calculating the basic LBP code

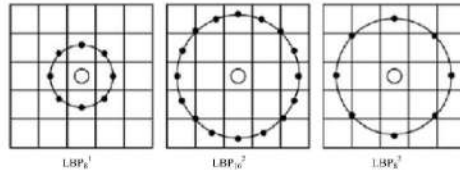


图 4.2 改进后的 LBP 算子

Fig. 4.2 Extend LBP feature set

4.1.2 多块局部二值模式特征

多尺度 LBP 特征虽然相对于原始 LBP 有所改进，但是在特征描述上依然是不是很理想，特别是单个像素的影响力比较大。所以本文采用的是多块局部二值模式算子来表示人脸特征。

MB-LBP(Multi-Block Local Binary Patterns)的基本思想是：首先将 3×3 的区域中的每一个子区域都等分，每个等分的矩形区域包含的像素点数目都相等；然后把每一个的矩形区域的平均灰度值与中心矩形的矩形区域的平均灰度值进行比较，如果比中心灰度值大，则设为 1，否则为 0；最后把得到的 0 和 1 串联得到八位二进制模式编码，那么这个就是 MB-LBP 特征的特征值，如公式(4-1)，(4-2)所示^[50]。

$$MB-LBP = \sum_{j=0}^7 s(g_j - g_c) 2^j \quad (4-1)$$

$$S(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x > 0 \\ 0 & \text{if } x \leq 0 \end{cases} \quad (4-2)$$

其中, g_j 是每个子区域的平均灰度值, g_c 是区域中心的平均灰度值。更加详细直观的描述如图 4-3 所示。

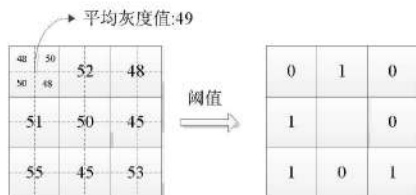


图 4-3 MB-LBP 特征值的计算

Fig. 4-3 Calculating the MB-LBP code.

从上述的 MB-LBP 算子的计算过程可以看出, 由于计算方向不同, 一个算子会有许多不同的二进制值, 对于 $P \times P$ 邻域将会产生 2^P 个不同的二进制值。对于 P 的增加, 二进制模式数量会急速增加, 带来了庞大的计算量的同时, 对于分类识别也是非常不利的。针对这种情况, Ojala 提出了一种“等价模式”来大量减少 MB-LBP 算子的模式数量。Ojala 等通过观察许多日常的天然图像之后, 提出等价模式的定义为: 当计算 MB-LBP 的模式时, 无论某一个算子对应于一个最多有两次转变的二进制数, 那么这个二进制数就是一个等价模式。如 11110000、00000111、00011100、00111100 都是等价模式。除了按照定义来判断等价模式之外, 还可以通过一种简单的数学方法来判断: 将其和其移动一位后的二进制模式按位相减, 然后再求这两者的绝对值之后相加求和, 如公式 4-3 所示^[60]。

$$U(G_p) = |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_o - g_c)| + \sum_{p=1}^{p-1} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)| \quad (4-3)$$

如果 $U(G_p)$ 的值小于等于 2, 则其是等价模式。通过使用等价模式, 使得二进制的数量大为减少, 降低了计算复杂度, 同时最主要的是还没有丢失图像信息。模式数量由 2^P 减少为 $P(P-1)+2$ 种。对于上述例子的 8 个采样点来说, 二进制模式数量由起初的 256 种减少到 58 种, 这就让后面提取的特征数变得更少, 同时可以降低高频带来的干扰, 减少了计算量, 改进了计算时间。如图 4-4 所示。其中, (a)图代表一张灰度人脸图像(该人脸图像来自于中科院共享人脸库);

(b)图表示原始模式 256 个特征的直方图；(c)图表示等价模式下 58 个特征的直方图。

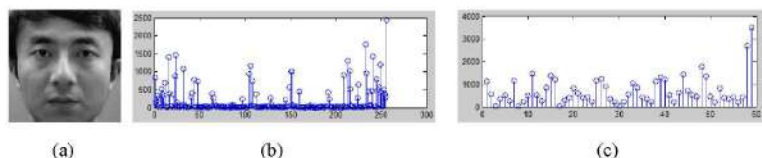


图 4-4 等价模式

Fig. 4-4 The experimental result of uniform pattern

4.2 Adaboost 分类算法

4.2.1 Adaboost 算法概述

AdaBoost 是一种机器学习方法，由 Yoav Freund 和 Robert Schapire 于 20 世纪末提出。这种方法不需要样本的先验知识，同时对样本的数量要求很低，是一种自适应增加方法，是对最初的 boosting 算法的改进。Adaboost 凭借诸多的优点，在模式识别、深度学习方面广受欢迎，各种改进的 Adaboost 纷纷发表出来^[61]。

目前，Adaboost 已经成功应用于人脸识别和人脸检测等方面。Viola 等人成功将 Adaboost 算法应用于人脸检测，并获得了很好的效果。该方法主要分为三个模块：首先提取面部特征，Viola 使用了 Haar-Like 特征直方图来描述人脸特征；然后利用 Adaboost 算法求解一系列最优弱分类器，不断迭代将其训练成强分类器；最后将强分类器级联，得到最终的分类器，将速度快的分类器移到前面，将速度慢的分类器移动到后面，这样能够更加有效的检测负样本，提高检测效率。

Adaboost 算法具有几个有意思的特点：1、每次迭代改变的是样本的分布，而不是重复采样；2、样本分布的改变取决于样本是否被正确分类；3、最终的结果是弱分类器的加权组合。简单说来，其具有许多的优点，这是因为这些优点才让 Adaboost 成为人脸检测和人脸识别领域炙手可热的方法：1、Adaboost 的分类器分类精度很高；2、构造弱分类器非常简单；3、不用担心过度拟合的问题。4、Adaboost 提供了一个基本的框架，可以从中使用自己的方法来构造分类器^[62]。

4.2.2 Adaboost 算法构造流程

AdaBoost 算法是一种迭代递归的算法，其主要思想是针对同一个样本集训练一系列最佳弱分类器，然后把把这些弱分类器集合起来，训练一个强分类器。其基本手段是改变了数据分布，它根据每次样本集之中每个样本的分类是否正确，以及上次的总体分类的准确率，来赋予每个样本不同的权重。增大上次分类错误的样本的权重，降低分类正确的样本的权重，使得训练器更加侧重于错误样本，然后将其用分类器重新训练，最后将每次训练得到的分类器最后级联起来，作为新的强分类器^[65]。

本文采用 Gentle Adaboost 算法进行挑选特征和训练分类器。此方法已经被证明在训练强分类器时的误差几乎为 0。Gentle Adaboost 算法的基本思路如下：

1. 首先，初始化权重 $w_i = 1/N, i=1,2,\dots,N, F(x)=0$.
2. for $m=1,2,\dots,M$ (M 代表重复的次数)
 - a) 在所有的特征，挑选第 m 次中，最优的弱分类器 $f_m(x)$ ，通过合适的权重。
 - b) 更新强分类器 $F(x) \leftarrow F(x) + f_m(x)$ 。
 - c) 对权重进行更新 $w_i \leftarrow w_i e^{-\gamma_i f_m(x_i)}$ ， $i=1,2,\dots,N$ 。
 - d) 归一化权重使得： $\sum_{i=1}^N w_i = 1$ 。
3. 输出强分类器 $[F(x)] = \text{sign} \left[\sum_{m=1}^M f_m(x) \right]$ ，且 $\text{sign}(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases}$

每一个特征都对应一个弱分类器，一个弱分类器包括 $f_j(x)$ (特征值)， θ_j (阈值) 以及 p_j (-1 或者 1)，如公式(4-4)所示^[66]。

$$h_j(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } p_j f_j(x) \leq p_j \theta_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4-4)$$

其中，对于每一个特征，我们都要计算其所有正样本和 T^+ 和负样本的权值 T^- 。

当 $p_j=1$ 时，如果第 i 个样本的值就是阈值，那么 s_i^+ 代表的是此样本之前的人脸样本的权值和， s_i^- 代表的是非人脸样本权值和。当 $p_j=-1$ 时， s_i^+ 和 s_i^- 正好相反。由此我们可以得出确定最佳阈值的方法，如公式(4-5)所示。

$$e_{\min} = \min\{S^+ + (T^- - S^-), S^- + (T^+ - S^+)\} \quad (4-5)$$

4.3 基于改进的模板匹配的人眼定位

眼睛是人脸非常重要也是明显的特征之一，眼睛的检测关乎检测与识别的结果，所以本文在 MB-LBP 方法的基础上引进了人眼定位，从而大大加强正样本（人脸）的检测率。

本文采用归一化相关系数模板匹配的方法来进行模板匹配。这类方法将模板对其均值的相对值与图像对其均值的相关值进行匹配，1 表示精确匹配，-1 表示失败的匹配，0 表示没有随机序列。通过和人工采集的人眼模板做相似度比较，判断是否是人脸，本文采集的人眼模板部分库如图 4-5 所示。



图 4-5 人眼模板

Fig. 4-5 The eye template.

利用眼睛模板和检测图片进行匹配，其匹配函数如公式(4-6)所示^[6]。

$$R(i, j) = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N I^{\bar{ij}}(m, n) \times T(m, n)}{\sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [I^{\bar{ij}}(m, n)]^2} \sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [T(m, n)]^2}} \quad (4-6)$$

其中， T 表示模板，其尺寸是 $M \times N$ ， I 表示搜索图像，其尺寸是 $X \times Y$ ，模板 T 在图像 I 上平移，其覆盖的子图是 $I^{\bar{ij}}$ ， i, j 为 $I^{\bar{ij}}$ 左上角的顶点的坐标，很明显 $i=1, 2, \dots, X-M$ ， $j=1, 2, \dots, Y-N$ ^[6]。

正常的模板匹配会扫描整个图像，也就是说上述公式会计算整个图像，然后完成整幅图像的匹配，计算量比较庞大，减缓了我们的运算速度，所以，我们在此进行改进，人的眼睛只存在在人脸的一半以上部位，所以，要想尽快的完成人眼定位，只需要扫描脸部的上一半图像即可，改进过程如下。

1. 把人脸四等分，左上 1/4 为左眼区域，右上 1/4 为右眼区域。
2. 含有眼部的上一半区域进行三等分，抛弃最上面的 1/3 区域，进一步缩减扫描范围，即 I' 表示待搜索图像，其尺寸是 $X' \times Y'$ ， $X'=X$ ， $Y'=1/3Y$ 。
3. 搜索范围 $i=1, 2, \dots, X-M$ ， $j=1/6Y, \dots, (1/3Y-N)$ 。

模板匹配算法的基本思路如下：

1. 从输入图像的左上角(0, 1/3Y)坐标开始, 切割一块 $M \times N$ 的局部图像。
2. 归一化图像之后, 采用上述匹配函数计算其与模板的匹配系数。
3. 储存匹配系数, 然后继续重复完成切割和计算相关系数, 直到完成规定的区域。
4. 相关系数最接近于 1 的脸部区域就是人眼区域。

通过上述方法的改进, 我们完成人眼定位的时间和计算量大大减少, 非常有利于我们接下来的人脸检测, 实验结果如图 4-6 所示。其中, 第一幅图是输入的人脸图像和人眼模板, 第二幅图是相关系数的测量空间, 第三幅图是最终的检测结果。

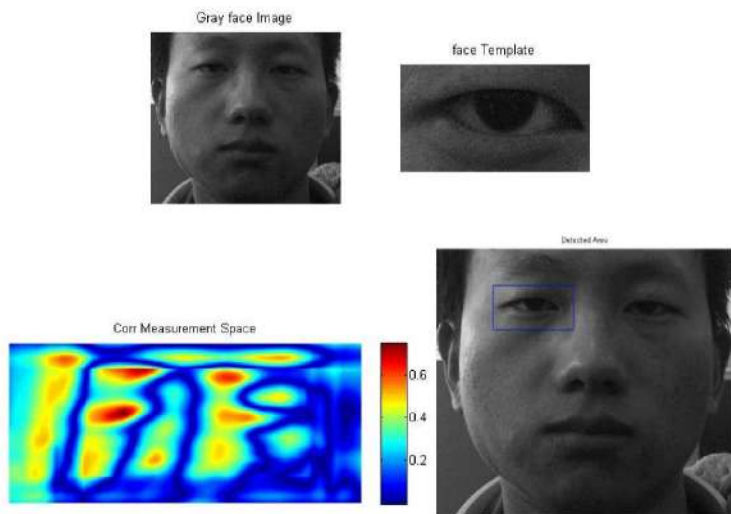


图 4-6 基于改进的模板匹配的人眼定位

Fig. 4-6 Eye positioning based on improved template matching

4.4 结合眼睛定位的级联分类器构造

本文改进了传统的级联分类器, 加入了人眼定位检测, 建立新的级联分类器。其不仅包括一系列的强分类器, 还包括了眼睛定位。由于大多数子窗口都是非人脸负样本, 眼睛定位可以首先过滤掉那些没有人眼的非人脸的子窗口, 大大

加强了分类器的效率。整个过程如图 4-7 所示^[67]。

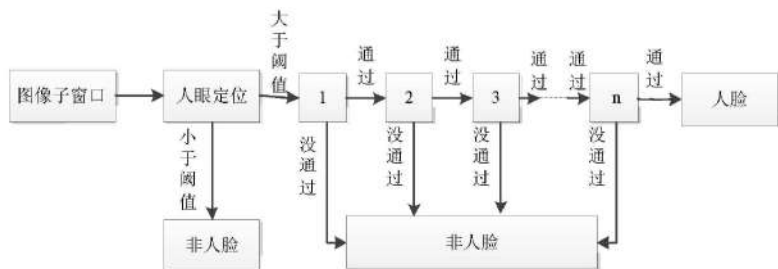


图 4-7 人脸检测总框架

Fig. 4-7 The composition of the cascade classifier with template matching(eye positioning)

4.5 实验结果

本文采用 MIT CBCL 生物计算中心采集的开源人脸库，其中，训练集随机选取 2000 张图片，人脸样本和非人脸样本各占 1000 张。然后从测试集与网络等其他渠道选取 200 张图片，其中人脸样本和非人脸样本各占 100 张，其训练结果与测试结果如图 4-8 所示。

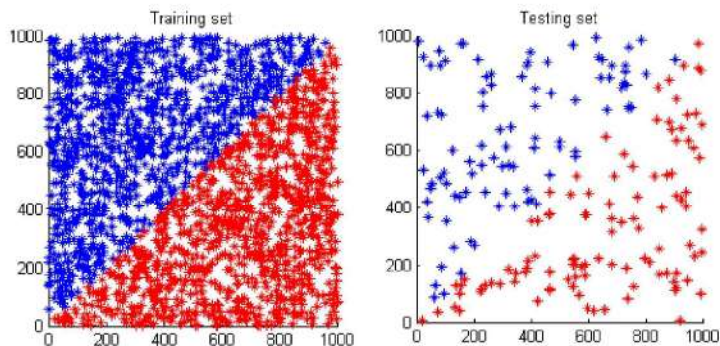


图 4-8 训练结果和测试结果（其中，蓝色代表人脸样本，红色代表非人脸样本）

Fig. 4-8 Training and testing results(blue * represents face set, and red represents non-face set)

在级联分类器下的测试误差率如图 4-9 所示。

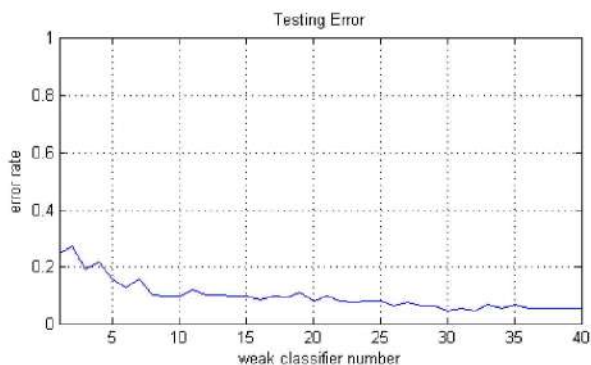


图 4-9 测试样本误差率

Fig. 4-9 the error rate of the testing set

从图 4-9 观察可以看出，测试的误差率已经降到了 5% 以下，证明本文的方法有很高的检测率。

本文的实验结果将会与原始的 LBP 检测方法进行对比，实验图片将从测试集中随机选取：3 组单人图片和 1 组多人图片，所有图片均为在不同的背景下采集，对比效果如图 4-10 所示。其中(a)图是代表本文采用的 MB-LBP 结合眼睛定位的方法，(b)图代表的是原始的 LBP 方法。

从图 4-10 显示的实验结果可以推断出：

1. 针对单人简单背景的图片，两种方法都能够正确的检测出人脸区域，如第一，第二幅图片。
2. 针对单人复杂背景的图片，本文的方法仍然可以检测出人脸区域，但是原始的 LBP 方法则会出现误检的人脸，如第三幅图片。
3. 针对光噪影响（复杂背景）的多人图片，原始的 LBP 方法则不能全部检测到人脸，表现出不稳定性，受到光噪声以及阴暗背景的影响较大。但是本文采取的方法仍然能够正确的检测到全部的人脸，表现出了很好的鲁棒性和正确性。

虽然本文的方法在光噪影响的多人图片中能够检测到所有的人脸区域，但是也同样受到了背景的影响，其中，受背景影响很大的第一幅人脸和最后一副人脸只检测到大部分的区域，阴暗面的人脸区域并没有全部检测到。要想改进这种情景，使之变得更加的鲁棒，我们可以扩大训练样本，加入背景偏暗的图片，光噪影响强烈的图片，使算法能够应对更多的情景。

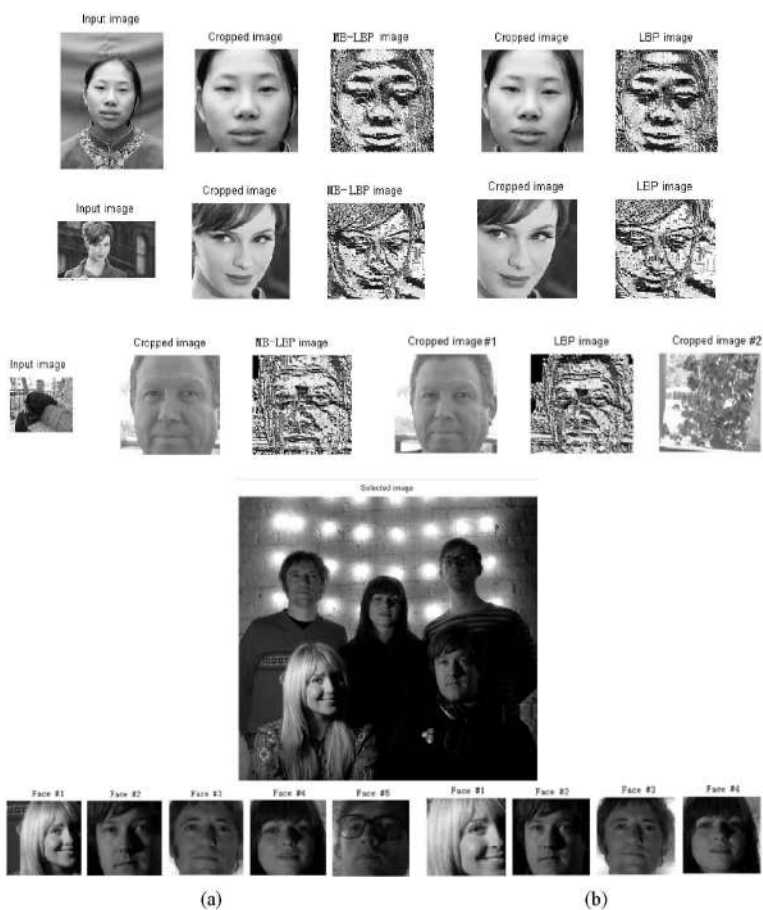


图 4-10 不同背景下单人和多人图片的实验结果

Fig. 4-10 The experimental results of single and multiple pictures under the different background.

4.6 本章小结

眼睛是人脸上非常重要的特征，可以提供相当多的特征与细节。所以在本

章中，我们提出了一种结合人眼定位和 MB-LBP 特征的人脸检测算法，MB-LBP 特征相对于类 Haar 特征，计算简单快速，且能够有效的描述纹理与脸部。而且本章加入了基于模板匹配的人眼定位，有效的提高了检测效率与鲁棒性，为下一章的视频人脸识别做好了扎实的基础。

第5章 基于多块局部二值模式特征的人脸识别

本章将把多块局部二值模式特征应用于人脸识别中，并获得了很好的效果，实验证明 MB-LBP 在识别中比原始的 LBP 特征更加具有鲁棒性。

5.1 人脸归一化

为了保证训练集和测试集中的人脸图像尽量统一，同时避免光照带来的影响，本文首先对人脸图像做归一化处理。本文决定根据眼睛的坐标来作为基准线，通过利用几何归一化将其人脸图像矫正和裁剪到 128×128 像素大小，然后将双眼位置在同一个水平线上，这样有利于我们训练和判断人脸，人脸几何归一化处理主要包括两部分：矫正人脸和裁剪归一化人脸。几何归一化的目的是统一人脸图像，使之能够更好的提取面部特征，具体步骤如下：

1. 矫正人脸

计算人脸的偏转角度，矫正过来，使之更好的显示。

a) 矫正人脸角度

设两眼的坐标分别为 (x_1, y_1) 、 (x_2, y_2) ，则人脸偏转角度可以由公式(5-1)所示。

$$\theta = \arctan\left(\frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}\right) \quad (5-1)$$

b) 仿射变换

人脸图像的变换只包括旋转变换，其变换矩阵如公式(5-2)所示。

$$T = \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} \quad (5-2)$$

假设变换前任意一点的坐标为 (x, y) ，则当其旋转角度 θ 后，坐标变成 (x', y') ，即：

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = T \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (5-3)$$

2. 人脸裁剪尺寸归一化

裁剪尺寸归一化是本文中很重要的一个环节。首先标定三个特征点，获得

鼻子，两眼的坐标。根据眼睛的坐标值来旋转人脸，假设人的双眼瞳孔间距为 d ，其中点为 O 。文中以两瞳孔的距离和方向轴作为基准，进行横向的尺度缩放，再根据面部特征点和几何模型确定矩形特征区域，左右分别剪切 d ，垂直方向则选择将眼睛基准向上 $0.5d$ 和基准向下 $1.5d$ 的矩形区域进行裁剪。将人脸图像变换为统一的尺寸，本文规定人脸大小为 128×128 像素，以此完成对人脸图像尺寸的归一化^[68]。为了避免光照的影响，应该将人脸图像进行下一步的灰度归一化，但是本文最后采用的是 FERET 数据库，本身已经是灰度处理过了，所以不再进行再处理，如图 5-1 所示。



图 5-1 人脸归一化
Fig. 5-1 Normalized face images

5.2 MB-LBP 算子统计

在 MB-LBP 进行人脸识别的过程中，一般都不将其直接用作特征向量，而是计算其统计直方图作为特征向量用于人脸识别。即取两个训练的 MB-LBP 图像对应的位置的两块，并计算其灰度值的直方图，即把图像分成若干小区域，在每个小区域里进行直方图统计，统计该区域内属于该模式的数量，最后再把所有区域的直方图一次连接到一起作为特征向量用于分类识别，如图 5-2 所示。

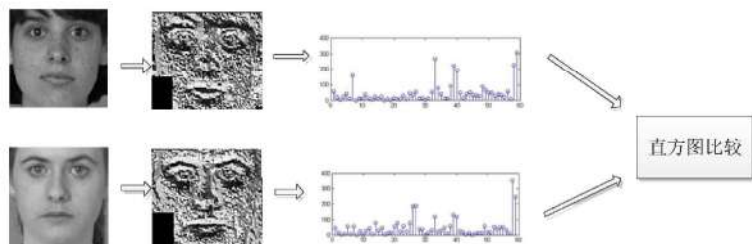


图 5-2 MB-LBP 算子统计测定
Fig. 5-2 The statistical comparison of LBP

目前常用的几种直方图间距离的计算方法有 Chi 平方统计法, 直方图相交距离, 对数似然统计法三种。本文采用 Chi 平方统计法(Chi Square Statistic), 如公式(5-4)所示^[68]。

$$\chi^2(S, M) = \sum_i \frac{(S_i - M_i)^2}{S_i + M_i} \quad (5-4)$$

其中, S 、 M 分别代表相应的直方图, S_i 、 M_i 分别代表相应直方图的第 i 个数的值。

在应用 MB-LBP 算子的人脸识别中, 我们可以知道, 当人脸图像被分成许多区域时, 有些区域会包含相对较多的有用的信息。比如, 眼睛区域, 嘴巴区域等对于人脸识别非常关键。根据这一点特征, 我们可以根据每个区域所包含的信息的重要程度设置权重, 则公式(5-4)变为:

$$\chi_w^2(S, M) = \sum_{i,j} w_j \frac{(S_{i,j} - M_{i,j})^2}{S_{i,j} + M_{i,j}} \quad (5-5)$$

其中 w_j 是第 j 个区域的权重。我们采用的方法是人脸图像分成多个块, 给予每块一定的权重。如图 5-3 所示, 图像被分为 $10 \times 10 = 100$ 块, 黑色权重为 0, 灰色权重为 2, 白色权重为 4。



图 5-3 固定分块

Fig. 5-3 Fixed block

5.3 人脸特征分类与学习

人脸识别是一个多类的问题, 但是 Adaboost 算法只适用于两类问题, 因此我们必须将多类问题转化为两类问题^[70]。假如有甲、乙、丙三个人, 每个人都 有 5 张照片, 分别为甲 1, 甲 2, 甲 3, 甲 4, 甲 5; 乙 1……, 对于这三个人的识别是一个三类问题, 现在我们将所有照片两两组合, 两张不同的照片组成一个小组, 如果改组内的照片是同一个人的, 就把它当作是正样本, 如果不是同

一个人的照片，例如甲 2 和丙 1，就把它当作是负样本。这样我们就将其转化为两类问题，进而使用 Adaboost 算法进行分类。

本章依旧采用检测所用的 Gentle Adaboost 算法进行分类，最佳阈值的确定方法仍旧同上章检测部分相同。

我们通过比较两个图片对应位置的特征直方图的差值来构造弱分类器，如果这个差值在阈值之内，我们认为这是正样本，即来自于同一个人，如果这个差值在阈值之外，我们就认为这是负样本，即来自不同的人。这样一个特征直方图就对应一个弱分类器。而最好的弱分类器则是小组内的差值最小，同时小组间的差值最大。最后，一个强分类器就由许多这样优秀的弱分类器级联构成。

本章人脸识别的框架如图 5-4 所示。



图 5-4 人脸识别框架

Fig. 5-4 The framework of face recognition

5.4 实验结果

本文采用了 FERET 人脸数据库作为测试样本和训练样本，其中 200 人，每人 7 幅不同姿态的图片，总计 1400 张图片作为训练样本，然后从中随机挑选 100 张作为测试样本，每一幅图片尺寸都是 128×128 像素。最后统计识别正确率。

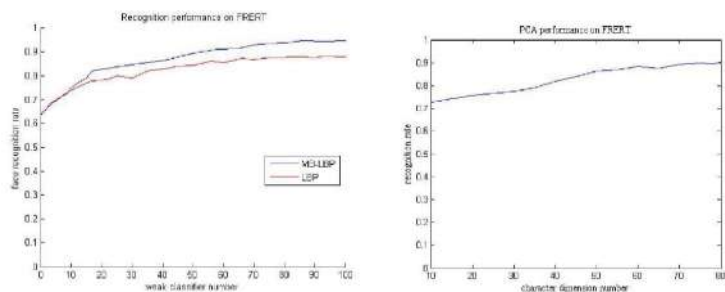


图 5-5 识别性能

Fig. 5-5 Face recognition performance

本文的算法同普通的 LBP 人脸识别和普通的 PCA 算法进行了比较,实验结果证明本文的算法确实具有更高的识别率,如图 5-5 所示。

为了更加直观的对比三种方法的识别性能,本文统计了正确认证率和错误接受率的相关性 ROC(receiver operator characteristic)曲线,如图 5-6 所示。

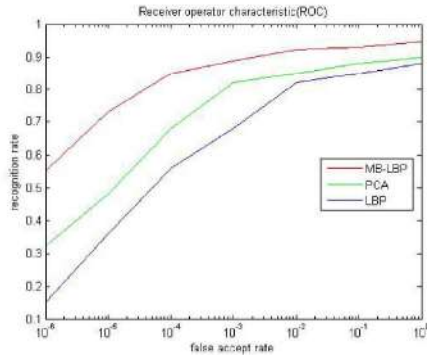


图 5-6 ROC 曲线图

Fig. 5-6 The result of ROC

本文最终结果归纳如表 5-1,从中可以看出,多块局部二值模式特征应用在人脸识别中,比传统的 LBP 识别算法有了很大的改进。

表 5-1 实验结果

Table 5-1 Experimental result

算法	PCA	LBP	本文的方法
识别率 (%)	90.00	85.00	93.00

5.5 本章小结

本章详细讨论了 MB-LBP 算子和 Adaboost 结合的人脸识别方法。首先详细介绍了利用 MB-LBP 算子构造特征的方法,其中提出固定分块方法来表示不同区域的脸部特征。然后讨论了采用 MB-LBP 算子描述的特征进行 Adaboost 训练的分类和人脸识别算法。最后介绍了我们在 FERET 人脸图库上进行算法实验,统计实验结果,并对算法结果进行了分析。

结论

本文介绍了人脸图像复原算法和人脸识别算法的研究现状，对一些常用的经典人脸图像复原和识别算法进行了介绍和分析，然后本文以图像复原中的去模糊以及提取面部特征为主要研究对象，以基于学习的图像复原和人脸检测和识别为主要研究内容，提出了超低分辨率的人脸图像重构以及自然场景下的人脸检测和识别的课题和可行性方法。本文的创新点和主要工作成果如下：

1. 本文引进了超低分辨率人脸复原的问题，并针对这种问题提出改进的 DCT 算法进行复原。通过扩大搜索范围的方法以及结合样条插值的方法，使得改进之后的 DCT 算法能够较好的适用超低分辨率条件下的人脸复原问题。

2. 提出了基于 MB-LBP 特征和人眼定位的人脸检测。针对传统的 LBP 在表达脸部细节的局限性，提出了多块 LBP 特征，使得人脸的特征表示更加具有鲁棒性。提出了基于模板匹配的眼睛定位，并将其和 MB-LBP 特征结合起来，使得人脸检测更加的准确，能够更加适应的不同环境下的人脸检测。

3. 紧接着上一部分的人脸检测，提出了基于 MB-LBP 特征的人脸识别。首先将人脸识别的多类问题转化为二类问题，然后利用人脸归一化和直方图对人脸特征表示，最后采用 Adaboost 算法筛选特征，构造分类器，从而判断人脸。从而成功的将 MB-LBP 特征应用于人脸识别问题。

本文将 MB-LBP 应用于人脸检测和识别中，取得了较好的效果，但是也存在着改进的地方，其中 LBP 作为一种纹理分析手段，对场景下的光照和动态变化适应性较差。在未来的工作中，我的工作重点将放在以下两个方面：

1. 将 MB-LBP 方法结合其他的特征提取方法，比如 gabor、HOG 等，或者考虑进一步对人脸细分块，从而达到更好的效果。

2. 开始研究在动态场景下的人脸检测和识别。动态场景下的姿态变化，光照变化等各种因素会使得特征提取受到很大干扰，我们必须谨慎地选择特征提取方法和构造检测识别系统。

参考文献

- [1] 胡玲玲. 单幅自然图像复原算法研究[D]. 浙江: 浙江大学硕士学位论文, 2013: 9-10.
- [2] 沈岷, 李舜酩, 毛建国等. 数字图像复原技术综述[J]. 中国图像图形学报, 2009, 9(14): 1764-1776.
- [3] 雷丽明. 超分辨率图像重构算法的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学硕士学位论文, 2008: 2-3.
- [4] Anamika Maurya, Rajinder Tiwari. A Novel Method of Image Restoration by using Different Types of Filtering Techniques[J]. International Journal of Engineering Science and Innovative Technology (IJESIT). 2014, 14(3): 124-130.
- [5] Firas Ali. Image restoration using regularized inverse filtering and adaptive threshold wavelet denoising[J]. Al- Khwarizmi Engineering Journal. 2007, 1(3): 48-62.
- [6] L. J. Morales-Mendoza, R. F. Vázquez-Bautista. A new recursive scheme of the unbiased FIR filter to image processing[J]. Procedia Engineering. 2012, vol: 35: 202-209.
- [7] Chi C Y, Wu M C. A unified class of inverse filter criteria using two cumulants for blind deconvolution and equalization [A]. In Conference on ICASSP-95 [C], Detroit, USA, 1995, 3: 1960-1963.
- [8] Chunming Li, Chenyang Xu. Distance Regularized Level Set Evolution and Its Application to Image Segmentation[J]. IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING, 2010, 19(12): 3243-3253.
- [9] Ramani S, Liu Z, Rosen J. Regularization parameter selection for nonlinear iterative image restoration and MRI reconstruction using GCV and SURE-based methods[J]. IEEE Trans Image Process, 2012, 21(8): 3659-3672.
- [10] A. M. Yatchenko, A. V. Nasonov. Deringing of MRI medical images[J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2013, 23(4): 541-546.
- [11] Subhash P. Rasal. Self Adaptive Blind Super Resolution Image

- Reconstruction[J]. International Journal of Scientific Research Engineering & Technology, 2013, 5(2): 259-262.
- [12]Lagendijk R L, Biemond J. Regularized iterative image restoration with ringing reduction[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1988, 36(12): 1874-1888.
- [13]C Ramya, Kavitha G. Recalling of Images using Hopfield Neural Network Model[J]. Neural and Evolutionary Computing, 2011, vol:11:1105-1110.
- [14]Wu Y D, Zhang H Y. A Novel Image Restoration Algorithm Using Neural Network Based on Variational PDE Model[A]. In Proceedings of the Conference on Communications, Circuits and Systems[C], San Francisco CA, USA, 2006: 433-436.
- [15]MingYong Jiang, XiangNing Chen. Adaptive Sub-Optimal Hopfield Neural Network image restoration base on edge detection[C]. Image Analysis and Signal Processing, 2011 International Conference on Hubei, 2011: 364-367.
- [16]Jin W. Image restoration in neutron radiography using complex wavelet denoising and lucy-richardson deconvolution [J]. Signal Processing, 2006, 2(9): 16-20.
- [17]Charles K, Wang JZ. Wavelet-based minimal-energy approach to image restoration [J].Applied and Computational Harmonic Analysis, 2008, 23(1): 114-130.
- [18]David Jin, Sally Lin. Blind Image Restoration Based on Wavelet Transform and Wiener Filtering[J]. Advances in Future Computer and Control Systems, 2012, vol:2 : 389-395.
- [19]Chih-Chia Yao, Pao-Ta Yu. Extractive Support Vector Algorithm on Support Vector Machines for Image Restoration[J]. Fundamenta Informaticae, 2009, 90(1): 171-190.
- [20]Goodman J W. Introduction to Fourier Optics[J]. Optical Engineering, New York, 1996, 35(5): 1513-1566..
- [21]Huang T and Tsai R. Multi-frame image restoration and registration, Advances in Computer vision and Image processing[J], 1984,vol.1 : 1-5.
- [22]Keren D, Brada R. Image sequence enhancement using sub-Pixel displacements[J], 2002: 742-746.
- [23]Yu He, Kim-Hui Yap. A soft MAP framework for blind super-resolution image reconstruction[J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(4): 364-373.

- [24]Jinhua Sheng, Lei Ying. A fast image reconstruction algorithm based on penalized-likelihood estimate[J]. Medical Engineering & Physics, 2005, vol: 27:679-686.
- [25]Freeman W T, Pasztor E C, Carmichael O T. Learning low-level vision[J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 40 (1): 25-47.
- [26]Yang J. Image super-resolution via sparse representation, IEEE Transactions On Image Proceessing, 2010, 19(11): 580-592.
- [27]Jiji C V, Joshi M V. Single-frame image super-resolution using learned wavelet coefficients[J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2004, 14(3): 105-112.
- [28]Hui Z, Lam K M. Eigentrans formation-based face super-resolution in the wavelet domain [J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33: 718-727.
- [29]S. Baker and T. Kanade. Hallucinating faces[J]. Automatic Face and Gesture Recognition, 2000: 83-88.
- [30]P.N. Belhumeur, J.P. Hespanha. Eigenfaces vs Fisherface: recognition using class special linear projection[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligenc, 1997, 19(7):711-720.
- [31]L. Wiskott, J.M. Fellouse, N. Krüger and C.V.D. Malsburg. Face recognition by elastic bunch graph matching[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligenc, 1997, 19(7):775-779.
- [32]Tanmoy Mondal, Anupam Nath. An Approach of Face Detection Using Geometrical Definition Of Human Face[C]. National Conference on Computational Instrumentation, 2010: 97-99.
- [33]Gayathri.S, Mary Jeya priya.R. Face Recognition by Using Distance Classifier Based On PCA and LDA[J]. IEEE International Conference on Innovations in Engineering and Technology, 2014, 3(3): 1121-1125.
- [34]L Zhang, D Zhang. Block Independent Component Analysis for Face Recognition[C]. In 14th International Conference on Image Analysis and Processing, Modena Italy: IEEE Computer Society, 2007: 217-222.
- [35]Chai T. Yuen, M. Rizon. Facial Features for Template Matching Based Face Recognition[J]. American Journal of Applied Sciences, 2009, 11(6): 1897-1901.
- [36]S Z Li, R F Chu, M Ao. Highly Accurate and Fast Face Recognition.Using Near Infrared Images[C]. Proc I APR Int Conf on Biometric, 2006:151-158.

- [37]S. S.Ranawade. Face Recognition and Verification Using Artificial Neural Network[J]. 2010 International Journal of Computer Applications, 2010, 14(1): 23-30.
- [38]Thai Hoang Le. Applying Artificial Neural Networks for Face Recognition[J]. Advances in Artificial Neural Systems, 2011, vol: 10 : 260-275.
- [39]周士奇.基于 LBP 和 Adaboost 的人脸识别算法研究[D].沈阳: 东北大学硕士学位论文, 2010: 2-10.
- [40]P Viola, M Jones. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features[C]. In proceedings IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Kauai Hawaii, USA, 2001: 511-518.
- [41]杨彦.图像复原算法研究[D]. 成都: 四川大学硕士学位论文, 2004: 3-10.
- [42]山世光.人脸识别中若干关键问题的研究[D].北京: 中科院博士学位论文, 2004: 5-20.
- [43]Wang Z, Bovik A C. Mean squared error: love it or leave it? A new look at signal fidelity measures[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2009, 26(1): 98–117.
- [44]Liu Z. Phase congruence measurement for image similarity assessment [J].Pattern Recognition Letters, 2007, 28: 166–172.
- [45]Zhang L, Zhang L, Mou X. FSIM: A Feature similarity index for image quality assessment [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(8): 2378-2386.
- [46]Wilman.W.W.Zou, Pong C.Yuen. Very Low Resolution Face Recognition Problem[J]. IEEE Transcation On Image Processing, 2012 vol.21: 1-5.
- [47]D. Glasner, S. Bagon. Super-resolution from a single image[C]. Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis. 2010: 349–356.
- [48]Wei Zhang, Wai Kuen-Cham. Hallucinating Face in the DCT Domain[J]. IEEE TRANSCATION ON IMAGE PROCESSING, 2011 VOL: 20: 2-3.
- [49]Y. Wang, J. Ostermann. “Video Processing and Communications.” Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 2002.
- [50]Kouropteva O, Okun O. Supervised Locally Linear Embedding Algorithm for Pattern Recognition[J]. IbPRIA 2003: 386-394.
- [51]T. D. Tran, J. Liang, and C. Tu. Lapped transform via time-domain pre- and post-filtering[J]. IEEE Trans. Signal Process. 2003, 7, 51(6): 1557–1571.
- [52]杜小丹. 基于频带分析的多层次的虚拟脸技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工

业大学硕士学位论文, 2013: 18-30.

- [53] Wang Xiaoyu, Zhang Yazhou, Guo Xiaozhong. Very low resolution face image super-resolution based on DCT[J]. Journal of Information and Computational Science, 2014, 11(11) : 3807-3813.
- [54] Jo Chang-yeon. Face Detection using LBP features[R]. CS 229 Final Project Report, 2008, vol: 12: 1-4.
- [55] B. Wu, H. Ai, C. Huang. Fast rotation invariant multi-view face detection based on Real AdaBoost[C]. Proc. of IEEE Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, 2004, 19(17):79-84.
- [56] R. Lienhart and J. Maydt. An extended set of haar-like features for rapid object detection[C]. Proc. of ICIP, 2002, vol.1:900-903.
- [57] T. Ojala, M. Pietikainen, D. Harwood. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1):51-59.
- [58] 黄非非. 基于 LBP 的人脸识别研究[D]. 重庆: 重庆大学硕士学位论文, 2009: 28-30.
- [59] Kai-Biao Ge, Jing Wen. Adaboost Algorithm Based on MB-LBP Features with Skin Color Segmentation For Face Detection[C]. Proceedings of the 2011 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, Guilin, July, 2011. 40-43.
- [60] T. Ojala, M. Pietikainen. Multiresolution gray scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002, 24(7):971-987.
- [61] Yoav Freund, Robert E. Schapire. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting[J]. Journal of Computer and System Sciences. 1997, 8. 55(1):119-139.
- [62] 张良. 基于 Adaboost 算法的人脸检测技术研究[D]. 石家庄: 河北师范大学硕士学位论文, 2011: 5-15.
- [63] 涂承胜. Boosting 理论基础. 计算机科学[J], 2004, 31(10): 11-15.
- [64] Battista Biggio, Giorgio Fumera. Multiple classifier systems for robust classifier design in adversarial environments. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2010, 4(1):27-41.
- [65] STARCK JL, CANDES E J, DONOHO D L. The curvelet transform for image

- de-noising [J]. IEEE Transactions on Image Processing. 2002, 11(6): 670 -684.
- [66]唐璁, 李青.一种快速的模板匹配算法[J].计算机应用. 2010, 30(6):1559-1561.
- [67]王小玉, 张亚洲, 陈德运.基于多块局部二值模式特征和人眼定位的人脸检测[J]. 仪器仪表学报, 2014,35(12): 2739-2745.
- [68]薛丹丹. 基于眼和嘴定位的人脸归一化算法研究[J].电子测试, 2012(9): 53-56.
- [69]T Ahonen, A Hadid. Face recognition with Local Binary Pattern. ComputerVision, ECCV 2004 Proceedings, Lecture Notes in Computer Science Springer, 2004: 469-481.
- [70]S Z Li, R F Chu,M Ao, L Zhang, R He. Highly Accurate and Fast Face RecognitionUsing Near Infrared Images[A]. APR Int Conf on Biometric, 2006: 151-158.

攻读硕士学位期间所发表的学术论文

- [1] Wang Xiaoyu , Zhang Yazhou, Guo Xiaozhong. Very low resolution face image super-resolution based on DCT[J]. Journal of Information and Computational Science, 2014,11(11) : 3807-3813(EI 收录 201436062460).
- [2] 王小玉, 张亚洲, 陈德运.基于多块局部二值模式特征和人眼定位的人脸检测[J]. 仪器仪表学报, 2014,35(12): 2739-2745. (EI 收录 20150500468871).

致谢

本文是在王小玉老师的悉心指导和大力支持下完成的。从论文的选题到体系的安排，从观点推敲到字句斟酌，无不凝聚着王老师的心血。王老师以其严谨求实的治学态度、高度的敬业精神、兢兢业业的工作作风和大胆创新的进取精神对我产生了重要的影响，他渊博的知识、开阔的视野和敏锐的思维给了我深深的启迪，在此致以最真挚的感谢。

同时，从开始进入课题到论文的顺利完成，有多少可敬的师长、同学、朋友给了我无言的帮助，在这里请接受我诚挚谢意！

同时也再次感谢学院为我提供良好的做毕业设计的环境。

最后再一次感谢所有在毕业设计中曾经帮助过我的良师益友和同学，以及在设计中被我引用或参考的论著的作者。